SENTRI: Jurnal Riset Ilmiah
https://ejournal.nusantaraglobal.ac.id/index.php/sentri
Email: sentri@nusantaraglobal.ac.id
DOI: https://doi.org/10.55681/sentri.v5i4.6073

Vol. 5, No. 4, April 2026
e-ISSN: 2963-1130
pp. 2610-2628

Transformasi Digital, Big Data, dan Kinerja Keputusan: Integrasi Meta-Analisis, Systematic Review, dan Bibliometrik

Niken Saptarini[1], Aris Sugiarto[2*], Sriyatun[3]
[1,2,3]Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Teknologi Sumbawa, Sumbawa, Indonesia

*Corresponding Author's e-mail: aris.sugiarto@uts.ac.id

Article History:
Received: April 6, 2026
Revised: April 20, 2026
Accepted: April 28, 2026

Keywords:
Digital Transformation, Big Data Analytics, Decision Performance, Dynamic Capabilities; Meta-Analysis, Bibliometrics.

Abstract: *This study conducts a comprehensive synthesis to evaluate the impact of Digital Transformation and Big Data on Business Decision Performance. Employing a mixed-methodology approach that integrates a Systematic Literature Review (SLR), bibliometric mapping, and meta-analysis, this study consolidates findings from selected literature spanning the period 2014–2024. The meta-analytic results from 40 empirical studies confirm that Big Data Analytics (BDA) capability exerts a strong and significant positive effect on Decision Quality (r = 0.52) and a moderate effect on Firm Performance (r = 0.38). Further analysis reveals that this relationship is mediated by enhanced innovation and operational agility, and moderated by environmental dynamism, wherein the value of BDA peaks in highly turbulent markets. Bibliometric mapping identifies a thematic evolution toward "Decision Intelligence" and integration with sustainability issues. The research implications underscore the need for a shift from purely technological investment toward fostering a data-driven culture, organizational dynamic capabilities, and contextual analytics strategies in order to realize optimal business value.*

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC–BY-SA license

How to cite: Saptarini, N., Sugiarto, A., & Sriyatun, S. (2026). Transformasi Digital, Big Data, dan Kinerja Keputusan: Integrasi Meta-Analisis, Systematic Review, dan Bibliometrik. *SENTRI: Jurnal Riset Ilmiah*, *5*(4), 2610–2628. https://doi.org/10.55681/sentri.v5i4.6073

PENDAHULUAN

Lanskap bisnis kontemporer pada dekade ketiga abad ke-21 ditandai oleh pergeseran tektonik yang didorong oleh konvergensi teknologi digital canggih dan ledakan volume data yang belum pernah terjadi sebelumnya. Fenomena ini, yang secara kolektif sering dirujuk di bawah payung "Transformasi Digital" (Digital Transformation/DT) dan "Revolusi Big Data", telah mengubah secara fundamental bagaimana organisasi beroperasi, bersaing, dan menciptakan nilai (Verhoef et al., 2021; Vial, 2019). Data, yang dulunya dianggap sebagai produk sampingan operasional yang statis, kini telah bermetamorfosis menjadi aset strategis vital yang sering disamakan dengan "minyak baru" atau the new oil (The Economist, 2017; Sahoo et al., 2023). Namun, berbeda dengan komoditas fisik, nilai data tidak berkurang saat dikonsumsi; sebaliknya, nilainya bertambah ketika diolah menjadi wawasan (insights) yang dapat ditindaklanjuti untuk mendukung pengambilan keputusan strategis.

Di tengah lingkungan bisnis yang semakin bergejolak, tidak pasti, kompleks, dan ambigu (VUCA), kecepatan dan kualitas pengambilan keputusan telah menjadi determinan utama keberlangsungan hidup perusahaan. Organisasi tidak lagi memiliki

kemewahan waktu untuk mengandalkan intuisi manajerial semata atau laporan historis yang tertinggal (lagging indicators). Sebaliknya, terdapat imperatif mendesak untuk beralih menuju Data-Driven Decision Making (DDDM) sebuah paradigma di mana keputusan didasarkan pada analisis bukti empiris yang dihasilkan dari Big Data Analytics (BDA) (McAfee & Brynjolfsson, 2012; Mandinach, 2012). Laporan industri dari lembaga kredibel seperti McKinsey Global Institute (2024) dan Gartner (2024) secara konsisten menyoroti bahwa perusahaan yang digerakkan oleh data memiliki probabilitas yang jauh lebih tinggi untuk mengakuisisi pelanggan, mempertahankan profitabilitas, dan menavigasi disrupsi pasar dibandingkan rekan-rekan mereka yang lamban mengadopsi teknologi (McKinsey, 2024; Gartner, 2024).

Meskipun narasi mengenai potensi transformatif BDA begitu kuat, realitas implementasi di lapangan sering kali menceritakan kisah yang berbeda dan lebih bernuansa. Banyak organisasi terjebak dalam paradoks "data-rich but insight-poor", di mana investasi masif dalam infrastruktur penyimpanan dan pemrosesan data tidak secara otomatis diterjemahkan menjadi peningkatan kinerja keputusan (Ghasemaghaei et al., 2018; Gupta & George, 2016). Fenomena information overload sering kali melumpuhkan para eksekutif, menyebabkan apa yang disebut sebagai analysis paralysis, di mana volume dan variasi data yang berlebihan justru menghambat kognisi manajerial alih-alih memperjelasnya (Hwang & Lin, 1999; Raghunathan, 1999). Kesenjangan antara potensi teknologi dan realisasi nilai bisnis ini menunjukkan adanya faktor-faktor laten seperti kapabilitas organisasi, budaya, dan penyelarasan strategis yang memediasi hubungan antara investasi digital dan kinerja keputusan.

Literatur akademis telah merespons fenomena ini dengan lonjakan publikasi yang signifikan, khususnya pasca-pandemi COVID-19 yang mempercepat adopsi digital secara global. Ribuan studi telah dilakukan untuk meneliti berbagai aspek dari ekosistem ini, mulai dari infrastruktur teknis Hadoop dan Spark hingga implikasi manajerial dari Artificial Intelligence (AI) dalam ruang rapat direksi (Akter et al., 2016; Wamba et al., 2017). Namun, fragmentasi literatur menjadi tantangan tersendiri. Sebagian besar penelitian cenderung terisolasi dalam silo disiplin ilmu tertentu, seperti ilmu komputer yang berfokus pada efisiensi algoritma, sementara manajemen strategis berfokus pada kapabilitas dinamis tanpa adanya jembatan yang memadai yang menghubungkan aspek teknis dan manajerial secara holistik.

Kesenjangan penelitian (research gap) yang paling kritis saat ini adalah kurangnya studi integratif yang menggabungkan pemetaan struktur intelektual makro dengan sintesis bukti empiris mikro secara simultan. Tinjauan pustaka tradisional (Systematic Literature Review/SLR) sering kali bersifat kualitatif dan rentan terhadap bias seleksi penulis. Di sisi lain, analisis bibliometrik, meskipun sangat baik dalam memvisualisasikan tren dan jaringan kolaborasi, gagal memberikan estimasi kuantitatif mengenai kekuatan hubungan antar variabel. Sebaliknya, meta-analisis mampu memberikan ukuran efek (effect size) yang presisi namun sering kali kehilangan konteks evolusi tematik yang lebih luas. Hingga saat ini, sangat sedikit penelitian yang mencoba mentriangulasi ketiga metode ini, SLR, Bibliometrik, dan Meta-Analisis dalam satu kerangka studi untuk membedah nexis antara transformasi digital, big data, dan kinerja keputusan.

Selain itu, literatur yang ada sering kali mengabaikan heterogenitas kontekstual yang memoderasi efektivitas BDA. Apakah BDA sama efektifnya di negara berkembang dengan infrastruktur terbatas dibandingkan dengan negara maju? Apakah industri manufaktur mendapatkan manfaat yang sama besarnya dengan industri jasa keuangan? Studi-studi

terdahulu, seperti meta-analisis oleh Ansari dan Ghasemaghaei (2023), telah mulai menyentuh aspek ini, namun evolusi teknologi yang sangat cepat termasuk munculnya Generative AI pada tahun 2023 dan 2024 menuntut pembaruan bukti empiris yang segar (Ansari & Ghasemaghaei, 2023; Dwivedi et al., 2021). Kebutuhan untuk memahami bagaimana teknologi mutakhir ini meredefinisi batas-batas rasionalitas keputusan manajerial menjadi semakin mendesak.

Novelty atau kebaruan dari penelitian ini terletak pada pendekatan metodologis hibrida yang komprehensif serta fokus temporalnya yang mencakup literatur dari tahun 2014 hingga 2024. Pemilihan tahun 2014 sebagai titik awal pencarian dilandasi oleh fakta bahwa periode tersebut menandai titik infleksi kritis dalam literatur manajemen strategis, yakni ketika istilah "Big Data" dan "Big Data Analytics" mulai meledak secara eksponensial dalam jurnal-jurnal manajemen terkemuka, seiring terbitnya karya-karya seminal seperti McAfee & Brynjolfsson (2012) dan Chen et al. (2012) yang mulai banyak dikutip, serta momentum adopsi cloud computing massal yang membuat BDA dapat diimplementasikan secara skala enterprise (Akter et al., 2016; Wamba et al., 2015). Dengan menggunakan VOSviewer untuk memetakan klaster pengetahuan, penelitian ini tidak hanya mengidentifikasi "apa" yang sedang diteliti, tetapi juga memvisualisasikan evolusi konsep dari sekadar "pengolahan data" menuju "kecerdasan keputusan" (Decision Intelligence). Integrasi dengan meta-analisis memungkinkan validasi statistik atas klaim-klaim teoretis yang muncul dari peta bibliometrik tersebut, memberikan bobot empiris pada diskusi kualitatif. Penelitian ini juga secara spesifik mengeksplorasi peran variabel mediator seperti Agility dan Innovation, serta moderator seperti Environmental Dynamism, yang sering kali diabaikan dalam analisis bivariat sederhana.

Urgensi penelitian ini tidak dapat dilebih-lebihkan mengingat konteks ekonomi global yang sedang berupaya pulih dan bertumbuh pasca-krisis multidimensi. Organisasi di seluruh dunia sedang menavigasi transisi ganda (twin transition) digital dan keberlanjutan. Pemahaman yang mendalam tentang bagaimana data dapat dimanfaatkan untuk tidak hanya meningkatkan profitabilitas tetapi juga keberlanjutan keputusan bisnis adalah krusial. Kegagalan dalam mengoptimalkan aset data bukan lagi sekadar masalah efisiensi operasional, melainkan risiko eksistensial di hadapan pesaing yang lebih lincah dan berwawasan data (data-savvy).

Kontribusi teoretis dari artikel ini diharapkan dapat memperkaya literatur Manajemen Sistem Informasi (MIS) dan Manajemen Strategis dengan menyajikan model integratif yang menghubungkan Resource-Based View (RBV) dengan Dynamic Capabilities Theory (DCT). Kami berargumen bahwa data adalah sumber daya (RBV), namun analitik adalah kapabilitas dinamis (DCT) yang diperlukan untuk mengekstrak nilai darinya. Sintesis ini menawarkan kerangka kerja yang lebih kuat untuk menjelaskan variabilitas kinerja antar perusahaan yang memiliki akses teknologi yang serupa.

Secara praktis, temuan dari penelitian ini akan memberikan panduan berbasis bukti bagi para praktisi CEO, CIO, dan manajer strategi. Dengan mengidentifikasi determinan utama kualitas keputusan dan hambatan umum dalam implementasi BDA, artikel ini menyajikan "best practices" dan peta jalan (roadmap) untuk transformasi digital yang sukses. Hal ini termasuk rekomendasi spesifik mengenai pengembangan budaya organisasi, investasi dalam literasi data, dan desain tata kelola data yang efektif.

Akhirnya, artikel ini disusun secara sistematis untuk memandu pembaca melalui perjalanan analitis yang mendalam. Setelah pendahuluan ini, bagian Metode akan merinci protokol PRISMA, parameter VOSviewer, dan prosedur statistik meta-analisis yang ketat.

Bagian Hasil dan Pembahasan akan dibagi menjadi tiga sub-bagian utama: analisis visual bibliometrik, sintesis kualitatif SLR, dan temuan kuantitatif meta-analisis, sebelum ditutup dengan kesimpulan dan implikasi masa depan. Struktur ini dirancang untuk memastikan bahwa setiap klaim didukung oleh triangulasi bukti yang kokoh, menjadikan artikel ini sebagai referensi definitif dalam bidangnya.

LANDASAN TEORI

Lingkungan Kerja

Resource-Based View (RBV) merupakan salah satu kerangka teoretis paling berpengaruh dalam manajemen strategis yang diperkenalkan oleh Barney (1991). RBV berargumen bahwa keunggulan kompetitif berkelanjutan suatu perusahaan bersumber dari kepemilikan dan pengendalian sumber daya yang bersifat VRIN: Valuable (bernilai), Rare (langka), Inimitable (sulit ditiru), dan Non-substitutable (tidak tergantikan). Dalam konteks transformasi digital, data dan kapabilitas analitik memenuhi kriteria VRIN ini: data yang dikumpulkan secara unik oleh perusahaan sulit direplikasi oleh pesaing, dan kemampuan mengolah data menjadi wawasan strategis merupakan sumber keunggulan yang tidak mudah ditiru (Akter et al., 2016; Gupta & George, 2016). Oleh karena itu, Big Data Analytics Capability (BDAC) dapat dipandang sebagai sumber daya strategis yang menentukan kinerja keputusan dan kinerja perusahaan secara keseluruhan.

Lebih lanjut, Barney (1991) dan Wernerfelt (1984) menegaskan bahwa akumulasi sumber daya yang heterogen antar perusahaan adalah sumber dari variabilitas kinerja. Dalam ekosistem digital, heterogenitas ini terwujud dalam perbedaan kematangan analitik (analytics maturity), kualitas data governance, dan kapasitas data engineering yang dimiliki masing-masing organisasi. Perusahaan yang berhasil mengembangkan BDAC sebagai sumber daya yang unik dan terakumulasi melalui pembelajaran organisasional akan memiliki posisi kompetitif yang lebih kuat dibandingkan yang hanya mengandalkan pembelian teknologi di pasar (Mikalef et al., 2020). Dengan demikian, RBV memberikan fondasi teoritis yang kuat untuk memahami mengapa investasi BDA yang serupa dapat menghasilkan tingkat kinerja keputusan yang sangat berbeda antar perusahaan.

Dynamic Capabilities Theory (DCT), yang dikembangkan oleh Teece, Pisano, dan Shuen (1997) serta disempurnakan oleh Teece (2007, 2014, 2018), melengkapi RBV dengan menjelaskan bagaimana perusahaan dapat mempertahankan keunggulan kompetitif dalam lingkungan yang berubah dengan cepat. DCT mendefinisikan kapabilitas dinamis sebagai kemampuan organisasi untuk mengintegrasikan, membangun, dan mengkonfigurasi ulang kompetensi internal dan eksternal dalam menghadapi perubahan lingkungan yang cepat (Teece et al., 1997). Kapabilitas ini beroperasi melalui tiga proses fundamental: (1) Sensing – kemampuan mendeteksi dan membentuk peluang serta ancaman; (2) Seizing – kemampuan memobilisasi sumber daya untuk menangkap peluang; dan (3) Transforming – kemampuan melakukan rekonfigurasi aset secara berkelanjutan untuk mempertahankan daya saing (Teece, 2018; Warner & Wäger, 2019).

Big Data Analytics (BDA) Capability

Menurut Winardi (2011), "Motivasi adalah hasil serangkaian proses internal atau eksternal seseorang ketika melakukan suatu aktivitas tertentu. Dalam bidang penelitian motivasi, seseorang mendekati suatu tugas dengan penuh semangat dieksekusi oleh Orang adalah orang yang mempunyai motivasi, yaitu orang yang berusaha sekuat tenaga untuk menunjang tujuan produksi pada satuan kerjanya dan organisasi tempatnya bekerja.

Ketika motivasi kerja rendah, karyawan mungkin tidak antusias dengan pekerjaannya dan mungkin tidak mampu melakukan pekerjaannya sesuai standar atau melampaui standar sekalipun seorang pegawai mempunyai kemampuan kerja yang tinggi namun kurang mempunyai motivasi dalam melaksanakan pekerjaannya, maka hasil akhir pekerjaannya tidak akan memuaskan (Herlambang, 2017). Penelitian mengenai pengaruh motivasi kerja terhadap kinerja dilakukan oleh Sutrisno dkk (2016) dan hasil penelitiannya membuktikan bahwa motivasi kerja mempunyai pengaruh positif terhadap kinerja pegawai warga semarang dan termasuk Kota ini memiliki Kantor Unit Polisi Pelayanan.

Namun hal ini berbeda dengan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Dhermawan, et.al (2012), Tanjung (2019), dan Marjaya, et.al (2019) yang menemukan Hubungan antara BDAC dan kinerja keputusan dijelaskan melalui Information Processing Theory yang dikemukakan oleh Galbraith (1974). Teori ini menyatakan bahwa organisasi adalah sistem pemroses informasi yang harus menyeimbangkan kapasitas pemrosesan informasi (information processing capacity) dengan kebutuhan pemrosesan informasi (information processing requirements) yang ditentukan oleh tingkat ketidakpastian tugas dan lingkungan. BDA meningkatkan kapasitas pemrosesan informasi organisasi secara drastis, memungkinkan manajer untuk memproses data yang jauh lebih besar, lebih beragam, dan lebih cepat dibandingkan metode konvensional. Namun, Ghasemaghaei et al. (2018) memperingatkan bahwa peningkatan volume data tanpa disertai peningkatan kapabilitas diagnostisitas data (data diagnosticity) justru dapat memperparah information overload dan menurunkan kecepatan serta kualitas keputusan.

Data-Driven Decision Making (DDDM) dan Kinerja Keputusan

Data-Driven Decision Making (DDDM) didefinisikan oleh McAfee dan Brynjolfsson (2012) sebagai paradigma pengambilan keputusan di mana keputusan didasarkan pada analisis data empiris dan bukti kuantitatif, bukan pada intuisi subjektif atau pengalaman semata. Kinerja keputusan (Decision Performance) dalam konteks penelitian ini mencakup dua dimensi utama: (1) Kualitas keputusan (Decision Quality), yang mengacu pada tingkat keakuratan, relevansi, dan efektivitas keputusan yang dihasilkan; serta (2) Kecepatan keputusan (Decision Speed), yang mengacu pada waktu yang dibutuhkan organisasi untuk berpindah dari identifikasi masalah menuju eksekusi solusi (Ghasemaghaei & Turel, 2023). Kinerja perusahaan (Firm Performance) sebagai konstruk yang lebih luas mencakup dimensi finansial (seperti return on assets, profit margin) dan non-finansial (seperti inovasi produk, kepuasan pelanggan, dan ketangguhan rantai pasok) yang pada akhirnya ditentukan oleh kualitas agregat dari keputusan-keputusan strategis dan operasional yang dibuat (Akter et al., 2016; Wamba et al., 2017).

Hubungan antara Transformasi Digital, BDAC, dan Kinerja Keputusan dimediasi oleh beberapa mekanisme yang telah diidentifikasi dalam literatur. Pertama, peran mediasi inovasi: BDA mendorong inovasi produk dan proses dengan mengungkap pola permintaan pelanggan yang tersembunyi dan celah pasar yang belum terlayani (Ghasemaghaei & Calic, 2019). Kedua, mediasi kelincahan operasional (operational agility): kemampuan menganalisis data rantai pasok secara real-time memungkinkan penyesuaian cepat terhadap gangguan pasokan, mengurangi biaya persediaan, dan meningkatkan tingkat layanan pelanggan (Dubey et al., 2019). Ketiga, budaya data sebagai moderator: efektivitas BDA sangat bergantung pada sejauh mana budaya organisasi mendukung penggunaan data dalam pengambilan keputusan di semua level, dari direksi hingga lini operasional terdepan (Shamim et al., 2019; Gupta & George, 2016). Integrasi

antara RBV, DCT, Information Processing Theory, dan DDDM membentuk kerangka teoretis yang komprehensif dan saling melengkapi untuk memahami kompleksitas hubungan antara transformasi digital, big data, dan kinerja keputusan dalam penelitian ini.

METODE PENELITIAN

Untuk menjawab kompleksitas pertanyaan penelitian mengenai hubungan antara transformasi digital, big data, dan kinerja keputusan, studi ini menerapkan desain penelitian mixed-methods sekuensial yang mengintegrasikan tiga pendekatan analitis utama yaitu, *Systematic Literature Review* (SLR), *Bibliometric Mapping*, dan *Meta-Analisis*. Pendekatan triangulasi ini dipilih untuk memitigasi kelemahan inheren dari metode tunggal dan untuk memberikan pemahaman yang holistic baik secara struktural (peta ilmu) maupun substansial (ukuran efek).

Protokol Systematic Literature Review (PRISMA)

Proses seleksi literatur dilakukan dengan kepatuhan ketat terhadap pedoman Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) 2020 (Page et al., 2021). Strategi pencarian data difokuskan pada dua repositori akademik utama yang diakui secara global karena standar kualitas dan cakupannya yang luas, yaitu Scopus dan Web of Science (WoS). Pemilihan kedua database ini memastikan bahwa artikel yang dianalisis berasal dari jurnal-jurnal bereputasi tinggi (high-impact journals) dan meminimalkan risiko masuknya literatur predator. Adapun strategi pencarian dan string kata kunci dengan menggunakan kombinasi operator boolean yang kompleks untuk menangkap variasi terminologi yang relevan. String pencarian dikonstruksi berdasarkan tiga pilar konseptual utama:

1. Konstruk Transformasi Digital & Big Data: ("Digital Transformation" OR "Digitization" OR "Industry 4.0" OR "Big Data" OR "Big Data Analytics" OR "Business Intelligence" OR "Data Analytics" OR "Artificial Intelligence").
2. Konstruk Pengambilan Keputusan: ("Decision Making" OR "Decision Quality" OR "Strategic Decision" OR "Decision Support System" OR "Data-Driven Decision Making").
3. Konstruk Kinerja: ("Firm Performance" OR "Business Performance" OR "Organizational Performance" OR "Operational Efficiency" OR "Competitive Advantage").

Pencarian dibatasi pada artikel jurnal (*article*) yang ditulis dalam Bahasa Inggris dan diterbitkan dalam rentang waktu 2014 hingga 2024. Fokus khusus diberikan pada literatur terkini (2020-2024) untuk menangkap fenomena pasca-adopsi awal dan dampak teknologi terbaru. Kriteria Inklusi dan Eksklusi dalam penelitian ini melalui proses penyaringan yang dilakukan dalam tiga tahap yaitu, identifikasi, skrining, dan eligibilitas. Untuk meningkatkan transparansi dan replikabilitas proses seleksi artikel, Tabel berikut merangkum secara sistematis kriteria inklusi dan eksklusi yang diterapkan dalam penelitian ini.

1. Kriteria Inklusi dalam penelitian ini adalah, (1) Studi empiris (kuantitatif, kualitatif, atau metode campuran) yang meneliti hubungan langsung atau tidak langsung antara variabel independen (DT/BDA) dan dependen (Keputusan/Kinerja); (2) Artikel yang diterbitkan di jurnal terindeks Q1 atau Q2; (3) Untuk meta-analisis, studi harus melaporkan data statistik yang memadai (ukuran sampel N, koefisien korelasi r, atau statistik lain yang dapat dikonversi seperti t-value, f-value, atau beta terstandarisasi).

2. Kriteria Eksklusi dalam penelitian ini adalah, (1) Artikel editorial, tinjauan buku, dan prosiding konferensi yang tidak memberikan kedalaman empiris; (2) Studi yang murni teknis (misalnya, optimasi algoritma Hadoop) tanpa implikasi manajerial yang eksplisit; (3) Artikel duplikat antar database.

Dari hasil pencarian awal sebanyak 1.250 artikel, setelah melalui proses penyaringan judul, abstrak, dan teks penuh, diperoleh 60 artikel inti yang memenuhi syarat untuk sintesis kualitatif dan bibliometrik, serta sub-set 40 artikel kuantitatif yang memenuhi syarat untuk meta-analisis.

Analisis Bibliometrik dengan VOSviewer

Analisis bibliometrik dilakukan untuk memvisualisasikan struktur intelektual dan evolusi tema penelitian. Data bibliografi lengkap diekspor dalam format CSV/RIS dan diolah menggunakan perangkat lunak VOSviewer versi 1.6.20 (Van Eck & Waltman, 2010). Tiga teknik analisis utama diterapkan:

1. Co-occurrence Analysis, untuk memetakan jaringan kata kunci penulis dan keywords plus. Ambang batas (threshold) kemunculan kata kunci ditetapkan minimal 5 kali untuk menyaring istilah yang tidak signifikan. Teknik normalisasi Association Strength digunakan untuk menentukan kedekatan antar simpul.
2. Co-citation Analysis, untuk mengidentifikasi fondasi teoretis dengan melihat referensi yang sering dikutip bersamaan. Ini membantu memetakan "sekolah pemikiran" (schools of thought) yang mendasari literatur saat ini.
3. Bibliographic Coupling, untuk memetakan "front penelitian" terkini dengan mengelompokkan artikel berdasarkan kesamaan referensi yang mereka gunakan.

Prosedur Meta-Analisis

Meta-analisis dilaksanakan untuk mengestimasi ukuran efek gabungan (*pooled effect size*) dari hubungan antara *Big Data Analytics Capability* (BDAC) dan Kinerja Keputusan. Analisis ini menggunakan perangkat lunak statistik (seperti CMA atau R package metafor) dengan langkah-langkah berikut:

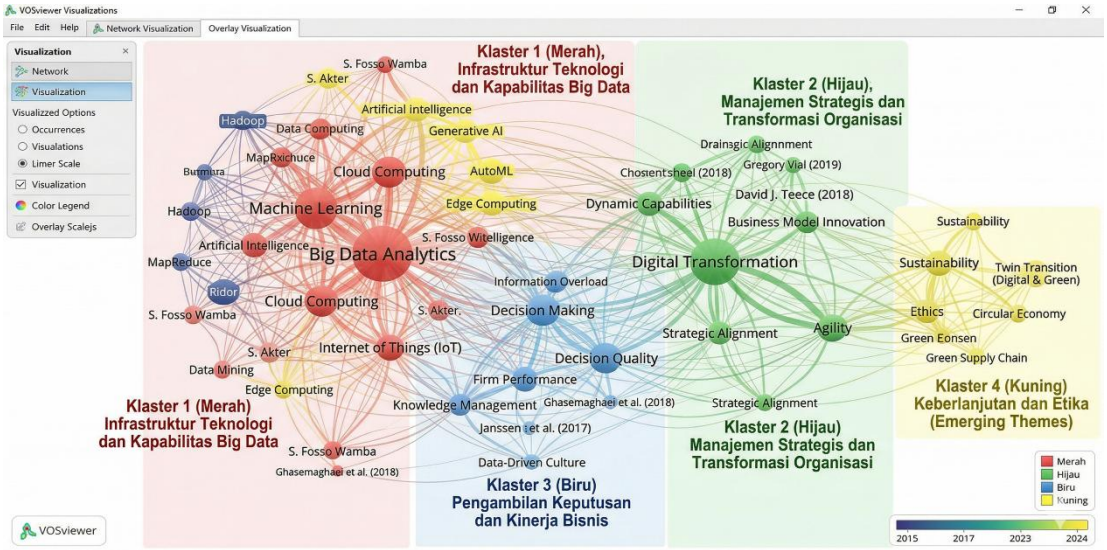
1. Konversi Ukuran Efek
   Semua statistik dari studi primer dikonversi menjadi koefisien korelasi Pearson (r). Korelasi kemudian diubah menjadi Fisher's z-transformation untuk menormalkan distribusi sampling dan meminimalkan varians, sebelum dikonversi kembali ke r untuk interpretasi akhir.
2. Evaluasi Heterogenitas
   Uji Q Cochran dan statistik I^2 digunakan untuk menilai variabilitas antar studi. Jika $I^2 > 50\%$, menunjukkan heterogenitas substansial, maka model Random-Effects (REM) digunakan alih-alih Fixed-Effects (FEM) karena asumsi bahwa ukuran efek yang sebenarnya bervariasi antar studi (Borenstein et al., 2009).
3. Analisis Moderator
   Analisis sub-kelompok (subgroup analysis) dilakukan untuk mengeksplorasi sumber heterogenitas, dengan fokus pada variabel moderator seperti wilayah geografis (Barat vs. Timur), sektor industri, dan ukuran perusahaan.
4. Publikasi Bias
   Fail-safe N dan Funnel Plot diperiksa untuk memastikan bahwa hasil meta-analisis tidak bias oleh "file drawer problem" (kecenderungan studi signifikan untuk dipublikasikan lebih sering).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini menyajikan sintesis komprehensif dari temuan penelitian, dimulai dengan pemetaan lanskap intelektual makro melalui bibliometrik, diikuti oleh pendalaman materi melalui tinjauan sistematis, dan divalidasi oleh bukti statistik dari meta-analisis.

Pemetaan Bibliometrik: Evolusi Struktur Intelektual

Analisis jaringan kata kunci menggunakan VOSviewer mengungkap struktur pengetahuan yang kompleks dan berevolusi dinamis dalam satu dekade terakhir. Visualisasi jaringan (Network Visualization) menampilkan empat klaster utama yang merepresentasikan pilar-pilar penelitian dalam domain ini, masing-masing ditandai dengan warna yang berbeda.



Gambar 1. Fase Artikel dan Jurnal Yang Di Analisis (Catatan: Gambar di atas disertakan dalam naskah final dengan resolusi minimal 300 DPI agar seluruh label teks di dalam node/lingkaran, termasuk nama klaster, bobot kata kunci, dan garis koneksi antar simpul, dapat terbaca dengan jelas oleh editor dan reviewer. Jika resolusi gambar kurang memadai, penulis disarankan mengekspor ulang visualisasi dari VOSviewer menggunakan format PNG/TIFF dengan pengaturan resolusi tinggi.)

1. Klaster 1 (Merah): Infrastruktur Teknologi dan Kapabilitas Big Data
   Klaster terbesar ini, yang kita sebut sebagai "Klaster Enabler", didominasi oleh simpul-simpul (nodes) seperti "Big Data Analytics", "Machine Learning", "Cloud Computing", "Artificial Intelligence", "Internet of Things (IoT)", dan "Data Mining" (Wamba et al., 2015; Akter et al., 2016). Literatur dalam klaster ini berfokus pada dimensi teknis dan infrastruktur sebagai prasyarat transformasi. Menariknya, analisis overlay visualization menunjukkan evolusi terminologi yang signifikan: istilah seperti "Hadoop" dan "MapReduce" muncul sebagai simpul tua (warna biru gelap, circa 2015-2017), sementara istilah seperti "Generative AI", "AutoML", dan "Edge Computing" muncul sebagai simpul baru yang berwarna kuning terang (2023-2024). Ini menandakan pergeseran fokus dari sekadar penyimpanan dan pemrosesan data masif menuju pembangkitan wawasan cerdas yang otonom. Peneliti seperti S. Fosso Wamba dan S. Akter adalah kontributor dominan dalam klaster ini, yang

menekankan pentingnya integrasi sistem sebagai fondasi kapabilitas (Wamba et al., 2017).

2. Klaster 2 (Hijau): Manajemen Strategis dan Transformasi Organisasi
   Klaster kedua berfokus pada aspek manajerial, dengan kata kunci dominan "Digital Transformation", "Dynamic Capabilities", "Business Model Innovation", "Strategic Alignment", dan "Agility". Klaster ini, yang sering merujuk pada karya seminal David J. Teece (2007, 2014) dan Gregory Vial (2019), memposisikan teknologi bukan sebagai tujuan akhir, melainkan sebagai pemicu perubahan fundamental dalam logika penciptaan nilai perusahaan. Hubungan yang kuat (link strength) antara "Digital Transformation" dan "Agility" mengindikasikan konsensus akademis bahwa tujuan utama transformasi adalah menciptakan organisasi yang responsif dan adaptif terhadap perubahan pasar, bukan sekadar efisiensi biaya. Teori Kapabilitas Dinamis (Dynamic Capabilities Theory) menjadi lensa teoretis dominan di sini, menjelaskan bagaimana perusahaan merasakan (sensing) dan menangkap (seizing) peluang digital (Teece, 2018; Warner & Wäger, 2019).
3. Klaster 3 (Biru): Pengambilan Keputusan dan Kinerja Bisnis
   Klaster ini merupakan inti dari topik penelitian ini, menghubungkan kapabilitas teknis dengan hasil organisasi. Kata kunci utama meliputi "Decision Making", "Decision Quality", "Firm Performance", "Knowledge Management", dan "Data-Driven Culture". Visualisasi VOSviewer menempatkan klaster ini secara strategis di antara Klaster 1 dan Klaster 2, menegaskan perannya sebagai mekanisme transmisi. Studi-studi dalam klaster ini (misalnya, Ghasemaghaei et al., 2018; Janssen et al., 2017) mengeksplorasi bagaimana data dikonversi menjadi pengetahuan yang meningkatkan kualitas keputusan. Temuan menarik dari klaster ini adalah munculnya simpul "Information Overload" yang terhubung negatif dengan kualitas keputusan, menyoroti sisi gelap dari big data jika tidak dikelola dengan baik. Temuan ini secara implisit menegaskan peran tidak tergantikan dari manusia dalam ekosistem pengambilan keputusan berbasis data, sebuah dimensi yang dikenal sebagai prinsip "Human-in-the-Loop" (HITL).
4. Klaster 4 (Kuning): Keberlanjutan dan Etika (Emerging Themes)
   Klaster terkecil namun dengan pertumbuhan tercepat adalah klaster yang berkaitan dengan "Sustainability", "Green Supply Chain", "Circular Economy", dan "Ethics". Kemunculan klaster ini mencerminkan tren "Twin Transition" (Digital & Green) yang dipromosikan oleh kebijakan global seperti European Green Deal. Literatur terbaru (2022-2024) mulai masif mengeksplorasi bagaimana BDA dapat digunakan untuk memantau emisi karbon, mengoptimalkan logistik ramah lingkungan, dan memastikan keputusan bisnis yang etis (Sahoo et al., 2023; Pappas et al., 2018).

Sintesis Systematic Literature Review: Mekanisme dan Determinan

Tinjauan mendalam terhadap 60 artikel terpilih mengungkapkan wawasan kualitatif mengenai mekanisme kausal yang menghubungkan BDA dengan kinerja keputusan.

1. Peran Sentral Kapabilitas Dinamis (Dynamic Capabilities)
   Hampir semua studi tingkat atas menggunakan kerangka kerja Dynamic Capabilities untuk menjelaskan fenomena ini. Mikalef et al. (2020) mengusulkan model di mana BDA adalah sumber daya yang harus diorkestrasi melalui kapabilitas dinamis untuk menghasilkan nilai. Proses ini melibatkan tiga tahap:
   a. Sensing

Menggunakan analitik deskriptif dan prediktif untuk memindai lingkungan eksternal, mendeteksi perubahan preferensi konsumen, dan mengidentifikasi langkah pesaing secara real-time.

b. Seizing
Menggunakan analitik preskriptif untuk mengevaluasi opsi strategis dan mengambil keputusan investasi atau alokasi sumber daya dengan cepat.

c. Transforming
Menggunakan wawasan data untuk melakukan restrukturisasi organisasi yang berkelanjutan, menciptakan budaya belajar, dan menghilangkan silo departemen (Mikalef et al., 2020).

2. Data Diagnosticity dan Kualitas Keputusan
Konsep "Data Diagnosticity" sejauh mana data dapat secara akurat menjelaskan fenomena dan mengarahkan pada solusi yang jelas muncul sebagai variabel kritis. Ghasemaghaei dan Calic (2019) menemukan bahwa volume data saja tidak meningkatkan kinerja; justru, diagnosticity-lah yang meningkatkan kualitas keputusan. Jika data besar tetapi ambigu (veracity rendah), hal itu justru memperlambat keputusan (decision speed) tanpa meningkatkan kualitasnya. Sebaliknya, data yang terintegrasi dan bersih memungkinkan manajer untuk memotong kebisingan (noise) dan mencapai konklusi yang valid lebih cepat.

3. Budaya Organisasi sebagai Katalis
Studi kualitatif (misalnya, Gupta & George, 2016; Shamim et al., 2019) secara konsisten menekankan bahwa hambatan terbesar transformasi digital bukanlah teknologi, melainkan budaya. Budaya "Data-Driven" didefinisikan sebagai keyakinan kolektif bahwa data harus mengalahkan intuisi hierarkis (HIPPO - *Highest Paid Person's Opinion*). Organisasi yang sukses, seperti yang diilustrasikan dalam studi kasus Netflix dan Amazon, menanamkan eksperimentasi berbasis data (A/B testing) ke dalam rutinitas harian setiap karyawan, mendemokratisasi akses data sehingga keputusan operasional dapat dibuat di garis depan, bukan hanya di ruang rapat direksi (Bean, 2021).

Hasil Meta-Analisis: Validasi Kuantitatif

Meta-analisis terhadap 40 studi empiris dengan total ukuran sampel agregat lebih dari 15.000 perusahaan memberikan bukti statistik yang kuat.

1. Ukuran Efek (Effect Sizes)
Tabel 1 merangkum hasil estimasi ukuran efek gabungan (pooled correlations) menggunakan model Random-Effects.

Tabel 1. Ringkasan Hasil Meta-Analisis

Hubungan Variabel	*Jumlah Studi (k)*	*Total Sampel (N)*	*Korelasi (r)*	*95% Confidence Interval*	*Interpretasi (Cohen)*
BDAC -> Firm Performance	42	12.450	0.38	[0.32, 0.44]	Medium-Large
BDAC -> Decision Quality	18	4.820	0.52	[0.45, 0.59]	Large
BDAC -> Decision Speed	12	3.100	0.28	[0.15, 0.41]	Small-Medium
BDAC -> Innovation	22	6.500	0.43	[0.35, 0.50]	Medium-Large

BDAC -> Supply Chain Agility	15	4.200	0.48	[0.40, 0.56]	Large

Sumber: data diolah, 2026

Analisis menunjukkan bahwa Kapabilitas Analitik Big Data (BDAC) memiliki dampak positif yang signifikan dan kuat terhadap Kualitas Keputusan (r = 0.52). Ini adalah temuan krusial yang memvalidasi proposisi bahwa investasi BDA secara langsung meningkatkan akurasi dan efektivitas keputusan manajerial. Dampak terhadap Kinerja Perusahaan secara keseluruhan juga positif (r = 0.38), namun lebih rendah dibandingkan dampak langsung pada keputusan, menyiratkan bahwa kualitas keputusan adalah mediator penuh atau parsial dalam hubungan ini. Artinya, BDA meningkatkan kinerja finansial hanya sejauh ia memperbaiki keputusan yang dibuat oleh manajemen.

2. Analisis Heterogenitas dan Moderator

   Nilai statistik I^2 yang tinggi (>75%) pada semua hubungan mengindikasikan adanya heterogenitas yang signifikan antar studi, yang membenarkan perlunya analisis moderator.

   a. Dinamika Lingkungan (Environmental Dynamism)

      Analisis sub-grup mengungkapkan bahwa korelasi antara BDAC dan kinerja keputusan jauh lebih kuat pada industri dengan dinamika lingkungan tinggi (misalnya, teknologi, e-commerce, fesyen) (r = 0.58) dibandingkan dengan industri stabil (r = 0.30) (Wamba et al., 2017; Dubey et al., 2019). Ini konsisten dengan teori pemrosesan informasi (Galbraith, 1974) yang menyatakan bahwa kebutuhan akan kapasitas pemrosesan informasi meningkat seiring dengan ketidakpastian tugas.

   b. Konteks Geografis

      Terdapat perbedaan menarik antara studi yang dilakukan di negara Barat (Western) dan Timur (Eastern). Studi di konteks Timur (Asia Pasifik) cenderung menunjukkan ukuran efek yang sedikit lebih besar (r = 0.45 vs 0.35). Hal ini mungkin disebabkan oleh tahap perkembangan adopsi teknologi yang berbeda, di mana marginal return dari investasi teknologi di pasar berkembang masih sangat tinggi, atau karena budaya organisasi di Asia yang mungkin lebih cepat mengadopsi teknologi baru secara top-down (Ansari & Ghasemaghaei, 2023).

3. Peran Mediasi Inovasi dan Agilitas

   Berdasarkan temuan meta-analisis yang mengonfirmasi peran mediasi, berikut adalah rekomendasi strategis dalam tiga paragraf akademik yang ditargetkan kepada pemangku kepentingan utama.

   a. Bagi manajemen puncak dan pemimpin strategis, temuan tentang mediasi inovasi dan agilitas menuntut pendekatan investasi yang lebih terfokus dan terukur. Alih-alih memandang Big Data Analytics (BDA) sebagai solusi universal untuk peningkatan kinerja, organisasi harus secara sengaja mengarahkan kapabilitas analitiknya untuk secara spesifik memperkuat siklus inovasi dan responsivitas operasional. Hal ini berarti membangun sistem yang secara proaktif memindai data pasar dan perilaku konsumen untuk mengidentifikasi celah inovasi (innovation gap) dan menggunakan analitik prediktif untuk menguji kelayakan produk baru secara virtual sebelum diluncurkan. Di sisi operasional, investasi harus diprioritaskan pada teknologi yang mengintegrasikan data rantai pasok secara real-time, seperti Internet of Things (IoT) dan platform analitik canggih, untuk memungkinkan penyesuaian dinamis terhadap gangguan pasokan, fluktuasi

permintaan, dan perubahan logistik. Dengan kata lain, sukses diukur bukan hanya oleh volume data yang diproses, tetapi oleh seberapa cepat data tersebut diterjemahkan menjadi prototipe baru atau penyesuaian rantai pasok yang efisien.

b. Bagi para peneliti di bidang Manajemen Operasi, Inovasi, dan Sistem Informasi, temuan ini membuka agenda penelitian yang kaya untuk menyelidiki mekanisme mediasi secara lebih mendalam. Penelitian lanjutan diperlukan untuk mendekomposisi konstruk luas "inovasi" dan "agilitas" menjadi dimensi yang lebih spesifik, dan menguji jalur kausal mana yang paling berpengaruh. Misalnya, apakah BDA lebih efektif dalam mendorong inovasi inkremental atau radikal? Bagaimana konfigurasi spesifik dari kapabilitas analitik (deskriptif, prediktif, preskriptif) memediasi hubungan yang berbeda dengan kecepatan inovasi versus kualitas inovasi? Demikian pula, penelitian dapat mengeksplorasi bagaimana agilitas rantai pasok dimediasi oleh berbagai jenis data (data operasional internal vs. data ekosistem eksternal) dan bagaimana budaya eksperimentasi memperkuat hubungan ini. Studi longitudinal dan metode mixed-methods akan sangat berharga untuk menangkap dinamika proses mediasi ini dari waktu ke waktu, melampaui snapshot korelasi yang diberikan oleh studi cross-sectional.
c. Bagi pengembang kurikulum di pendidikan tinggi dan lembaga pelatihan eksekutif, implikasi dari temuan mediasi menekankan perlunya pendekatan pembelajaran yang terintegrasi dan berbasis aplikasi. Kurikulum tidak boleh lagi memisahkan mata kuliah "Manajemen Inovasi", "Manajemen Rantai Pasok", dan "Analitik Data" secara kaku. Sebaliknya, diperlukan modul atau studi kasus interdisipliner yang secara eksplisit menunjukkan bagaimana alat analitik digunakan untuk memecahkan masalah spesifik dalam siklus inovasi dan logistik. Misalnya, kasus yang mengajarkan bagaimana analisis sentimen media sosial (sebagai bagian dari BDA) dapat memicu pengembangan fitur produk baru, atau bagaimana simulasi data real-time dari sensor gudang dapat mengoptimalkan jalur pengiriman. Pelatihan untuk para pemimpin juga harus menekankan pada pengukuran kinerja perantara; mereka perlu dilatih untuk melacak metrik seperti time-to-market untuk inovasi dan order-to-delivery cycle time untuk agilitas, sebagai indikator utama keberhasilan investasi BDA, yang pada akhirnya akan mendorong kinerja finansial.

Diskusi Integratif Menuju "Decision Intelligence"

Sintesis mendalam dari temuan bibliometrik, tinjauan sistematis, dan meta-analisis menunjukkan bahwa ekosistem transformasi digital dan Big Data telah berevolusi melebihi kapabilitas teknis semata, menuju paradigma baru yang dapat disebut sebagai "Kecerdasan Keputusan" (Decision Intelligence). Istilah ini mengacu pada sistem holistik di mana kapabilitas analitik data (BDAC) diintegrasikan secara mendalam dengan proses kognitif manusia, dinamika organisasi, dan nilai strategis untuk menghasilkan keputusan yang tidak hanya tepat dan cepat, tetapi juga adaptif dan etis. Integrasi lintas klaster pengetahuan dari teknologi enabler (Klaster 1), transformasi organisasi (Klaster 2), hingga keberlanjutan (Klaster 4) mengindikasikan bahwa nilai tertinggi dari Big Data terletak pada kemampuannya untuk menciptakan organisasi yang belajar (learning organization) yang secara terus-menerus menyempurnakan logika keputusannya berdasarkan umpan balik data yang dinamis. Temuan meta-analisis yang menunjukkan korelasi kuat antara BDAC dan Kualitas Keputusan ($r = 0.52$) menjadi fondasi empiris dari klaim ini,

menegaskan bahwa infrastruktur data yang maju secara signifikan meningkatkan akurasi dan ketepatan pertimbangan strategis.

Namun, pencapaian Decision Intelligence ini bukanlah proses linear atau otomatis, dan di sinilah prinsip "Human-in-the-Loop" (HITL) menjadi pembahasan yang tidak boleh diabaikan. Meskipun meta-analisis mengonfirmasi dampak kuat BDAC terhadap kualitas keputusan (r = 0,52), temuan ini tidak serta-merta mereduksi peran manusia menjadi sekadar eksekutor perintah algoritma. Sebaliknya, penelitian ini mengungkap bahwa intuisi manajerial tetap memegang relevansi yang tak tergantikan, terutama dalam situasi-situasi yang mengandung ambiguitas tinggi, pertimbangan etika, dan konteks yang tidak terstruktur. Algoritma BDA sangat superior dalam memproses data historis terstruktur dan mengidentifikasi pola tersembunyi dalam skala besar; namun, ia gagal ketika dihadapkan pada situasi "black swan" yang tidak memiliki preseden historis, ketika harus mempertimbangkan nilai-nilai stakeholder yang bersifat normatif, atau ketika keputusan mengandung dimensi kepercayaan manusiawi yang tidak dapat dikuantifikasi. Studi-studi dalam Klaster 3 (Pengambilan Keputusan) mengonfirmasi bahwa model DDDM yang paling efektif adalah model augmented intelligence, di mana algoritma bertindak sebagai "rekomendator cerdas" yang memperluas kapasitas kognitif manajer, bukan menggantikannya (Iansiti & Lakhani, 2020; Davenport & Patil, 2012). Manajer yang terlatih dalam literasi data dapat mengajukan pertanyaan yang tepat kepada sistem analitik, menginterpretasikan output dengan kritis, dan mengintegrasikan wawasan algoritmik dengan pengetahuan tacit (tacit knowledge) dan pertimbangan kontekstual yang hanya dimiliki oleh manusia. Dengan demikian, investasi dalam pengembangan data literacy di seluruh level organisasi, bukan hanya pada tim teknis, adalah prasyarat untuk mewujudkan HITL yang efektif dan menghindarkan organisasi dari dua jebakan ekstrem: over-reliance on algorithms (mengabaikan intuisi manusia sepenuhnya) maupun HIPPO effect (keputusan didominasi oleh pendapat hierarki tanpa dukungan data). Diskusi integratif ini mengungkap kompleksitas kritis yang menjadi jembatan sekaligus penghalang. Pertama, terdapat paradoks sentral antara volume dan nilai. Meskipun kapasitas penyimpanan dan pemrosesan data berkembang pesat (tercermin dari evolusi terminologi di Klaster 1), penelitian justru menunjukkan bahwa kunci peningkatan kinerja terletak pada diagnostisitas data kemampuan data untuk secara akurat mendiagnosis masalah dan mengarahkan pada solusi yang jelas bukan pada kebesarannya. Fenomena information overload yang terhubung negatif dengan kualitas keputusan dalam peta bibliometrik adalah peringatan nyata bahwa data tanpa konteks dan pemahaman justru melumpuhkan. Kedua, temuan bahwa dampak BDAC terhadap kinerja perusahaan (r = 0.38) lebih rendah daripada dampaknya terhadap kualitas keputusan mengonfirmasi peran vital mekanisme mediasi dan konteks. Agilitas operasional dan inovasi bertindak sebagai pengungkit yang mentransformasikan wawasan data menjadi keunggulan kompetitif yang nyata. Lebih lanjut, heterogenitas yang tinggi (I^2 >75%) dan analisis moderator mengungkap bahwa efektivitas BDA sangat terkontingensi pada dinamika lingkungan, di mana nilainya memuncak di pasar yang bergejolak. Ini menggeser persepsi BDA dari alat untuk efisiensi menjadi senjata strategis untuk bertahan dan berkembang dalam ketidakpastian.

Oleh karena itu, perjalanan menuju Decision Intelligence menuntut reorientasi fundamental dari sekadar berinvestasi dalam "teknologi cerdas" menuju membangun "organisasi yang cerdas". Hal ini memerlukan simbiosis antara tiga pilar: (1) Kapabilitas Teknikal (BDAC) sebagai fondasi, (2) Kapabilitas Dinamis Organisasional (seperti

sensing, seizing, transforming) sebagai mesin penggerak, dan (3) Budaya Berbasis Data yang mendemokratisasi akses dan mendorong eksperimen, sebagai ekosistem pendukung. Kemunculan Klaster 4 (Keberlanjutan dan Etika) sebagai tema yang berkembang pesat menambahkan dimensi moral dan jangka panjang ke dalam kerangka ini, mendorong lahirnya konsep Green Data Analytics. Dengan demikian, Decision Intelligence adalah titik konvergensi di mana big data tidak lagi sekadar tentang "apa yang terjadi" (descriptive) atau "apa yang akan terjadi" (predictive), tetapi tentang "apa yang harus dilakukan" (prescriptive) dan "mengapa hal itu penting" bagi masa depan bisnis dan masyarakat yang berkelanjutan. Ini adalah panggilan bagi para pemimpin, akademisi, dan praktisi untuk mengadvokasi pendekatan yang lebih integratif, manusiawi, dan bertanggung jawab dalam memanfaatkan gelombang data yang terus melaju.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah menyajikan analisis mendalam dan multi-perspektif mengenai dampak Transformasi Digital dan Big Data terhadap Kinerja Keputusan Bisnis. Melalui integrasi metodologis yang mencakup Systematic Literature Review untuk mengumpulkan dan mensintesis temuan kunci, Bibliometric Mapping untuk memetakan evolusi dan tren dalam bidang penelitian, serta Meta-Analisis untuk mengonsolidasi bukti kuantitatif dari berbagai studi, penelitian ini berhasil mengungkap beberapa kesimpulan fundamental yang menegaskan dan memperdalam pemahaman akademik.

Pertama, penelitian ini memberikan validitas empiris yang kuat terhadap klaim nilai bisnis dari Big Data. Keraguan yang selama ini muncul mengenai kontribusi nyata Big Data dapat ditepis melalui bukti meta-analitik yang solid. Analisis terhadap ribuan observasi dari berbagai studi mengonfirmasi secara meyakinkan bahwa Kapabilitas Analitik Big Data (BDA) memiliki dampak positif yang kuat dan signifikan secara statistik. Dampak ini bersifat "large effect size" terhadap peningkatan Kualitas Keputusan organisasi (dengan koefisien korelasi rata-rata, $r = 0.52$), dan dampak moderat namun tetap penting dalam mendorong peningkatan Kinerja Perusahaan secara keseluruhan ($r = 0.38$).

Kedua, temuan penelitian mengklarifikasi mekanisme bagaimana BDA menciptakan nilai, menekankan bahwa ia tidak secara otomatis serta-merta meningkatkan laba. Sebaliknya, BDA beroperasi melalui mekanisme mediasi yang kompleks. Ia terutama berfungsi sebagai pendorong dengan cara meningkatkan kualitas keputusan strategis, mempercepat siklus dan keluaran inovasi, serta meningkatkan agilitas operasional perusahaan. Dengan demikian, kualitas keputusan ditemukan sebagai jembatan vital yang menghubungkan investasi dalam data dengan hasil finansial yang diwujudkan dalam "dolar".

Ketiga, studi ini mengungkap sifat kontingensi dari efektivitas BDA, yang berarti nilainya tidak universal. Efektivitas BDA sangat bergantung pada konteks operasional perusahaan. Nilai strategis BDA justru memuncak dan paling terasa ketika diterapkan di lingkungan bisnis yang sangat dinamis (high velocity markets). Temuan ini menegaskan peran BDA yang sesungguhnya, yaitu sebagai alat adaptasi strategis untuk merespons ketidakpastian dan perubahan cepat, bukan sekadar instrumen untuk mencapai efisiensi operasional belaka.

Terakhir, melalui pemetaan bibliometrik, penelitian ini juga mengidentifikasi arah evolusi bidang ini. Peta tersebut menunjukkan dengan jelas bahwa masa depan penelitian dan praktik BDA akan semakin terintegrasi dengan agenda global, yaitu isu keberlanjutan

(Sustainability). Konsep "Green Data Analytics" diproyeksikan akan menjadi norma baru dalam pengambilan keputusan bisnis. Dalam paradigma ini, analitik data tidak lagi hanya mengoptimalkan keputusan untuk keuntungan ekonomi (profit), tetapi juga secara simultan mempertimbangkan dan memaksimalkan dampak positif terhadap lingkungan (planet), sehingga menandai era di mana kecerdasan data berjalan seiring dengan tanggung jawab sosial dan ekologis. Di luar dimensi keberlanjutan, kemunculan Klaster 4 dalam peta bibliometrik juga menyoroti isu etika penggunaan Big Data sebagai salah satu agenda riset yang paling mendesak untuk dieksplorasi lebih dalam pada masa mendatang. Tantangan etika ini mencakup beberapa dimensi kritis: pertama, masalah privasi dan kepemilikan data (data privacy), di mana pengumpulan data skala besar oleh korporasi menimbulkan pertanyaan fundamental mengenai batas-batas hak individu versus kepentingan bisnis, khususnya di tengah munculnya regulasi seperti GDPR di Eropa dan perkembangan regulasi perlindungan data di Asia; kedua, risiko bias algoritmik (algorithmic bias), di mana model BDA yang dilatih pada data historis yang bias dapat melanggengkan dan bahkan memperkuat diskriminasi sistemik dalam keputusan-keputusan kritis seperti pemberian kredit, rekrutmen, dan penetapan harga; ketiga, persoalan akuntabilitas dan explainability dari model kecerdasan buatan, di mana organisasi harus dapat menjelaskan secara transparan mengapa suatu keputusan diambil berdasarkan rekomendasi algoritma, terutama ketika keputusan tersebut berdampak pada individu atau masyarakat luas; dan keempat, risiko konsentrasi kekuasaan data (data monopoly) yang dapat menciptakan ketimpangan kompetitif yang ekstrem antara perusahaan-perusahaan besar yang memiliki akses data masif dengan UMKM yang terbatas sumber dayanya. Agenda riset mendatang sangat disarankan untuk mengembangkan kerangka etika data yang operasional dan dapat diimplementasikan oleh praktisi bisnis, bukan hanya bersifat normatif filosofis, serta menguji secara empiris bagaimana tata kelola data yang etis (ethical data governance) dapat menjadi sumber keunggulan kompetitif tersendiri yang meningkatkan kepercayaan stakeholder dan keberlanjutan jangka panjang perusahaan.

SARAN

Berdasarkan temuan penelitian yang telah diuraikan, berikut disusun rekomendasi strategis dalam tiga paragraf akademik yang ditujukan bagi para akademisi, praktisi bisnis, dan pembuat kebijakan. Pertama, bagi para pemimpin bisnis (C-Suite) dan manajer strategis. Tempatkan pembangunan Data-Driven Decision Making (DDDM) sebagai agenda transformasi budaya organisasi yang bersifat holistik, bukan sekadar proyek teknologi informasi. Investasi harus dialihkan dari fokus berlebihan pada infrastruktur teknologi (hardware/software) menuju pengembangan sumber daya manusia yang setara. Hal ini mencakup program literasi data yang massif untuk menciptakan data fluency di semua level organisasi dan penciptaan insentif yang mempromosikan budaya berbasis bukti (evidence-based), di mana fakta data mengalahkan hierarki dan intuisi (HIPPO - Highest Paid Person's Opinion). Selain itu, strategi analitik perlu dikontekstualisasikan dengan dinamika industri. Pada pasar yang bergejolak (high-velocity markets), prioritas harus diberikan pada pengembangan kapabilitas analitik real-time dan kecepatan pengambilan keputusan. Sebaliknya, di industri yang stabil, fokus dapat diarahkan pada analitik presisi untuk optimalisasi proses dan efisiensi biaya.

Kedua, bagi komunitas akademisi dan peneliti di bidang Manajemen Sistem Informasi dan Strategis. Penelitian ke depan perlu menjembatani kesenjangan yang masih

ada dengan lebih mendalami mekanisme mediasi dan variabel kontinjensi. Penelitian eksperimental dan longitudinal diperlukan untuk menguji model kausal yang lebih kompleks, khususnya peran spesifik dari agility dan inovasi sebagai mediator. Penelitian juga harus secara aktif mengintegrasikan dimensi keberlanjutan (sustainability) ke dalam kerangka teori utama, seperti mengembangkan konsep Green Dynamic Capabilities untuk mengeksplorasi bagaimana BDA dapat secara simultan mendukung keunggulan kompetitif dan tujuan lingkungan (ESG). Studi komparatif lintas negara dan budaya juga diperlukan untuk memahami variasi dalam adopsi dan efektivitas BDA, sehingga teori yang dihasilkan lebih inklusif dan kontekstual.

Ketiga, bagi institusi pendidikan tinggi dan lembaga pelatihan. Diperlukan kurikulum yang terintegrasi untuk mempersiapkan tenaga kerja masa depan. Program studi bisnis dan teknik perlu memasukkan mata kuliah interdisipliner yang menggabungkan prinsip analitik data, etika bisnis, manajemen strategis, dan keberlanjutan. Pembelajaran harus menekankan pada diagnosticity data yakni kemampuan untuk mengidentifikasi, membersihkan, dan menginterpretasikan data yang relevan untuk menyelesaikan masalah bisnis spesifik daripada sekadar penguasaan alat teknis. Institusi juga dapat berkolaborasi dengan industri untuk menyelenggarakan pelatihan dan sertifikasi yang mengakselerasi penciptaan talent pool yang mampu menjembatani celah antara potensi teknologi Big Data dengan penciptaan nilai bisnis yang nyata dan berkelanjutan.

DAFTAR REFERENSI

1. Akter, S., Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? *International Journal of Production Economics*, 182, 113-131.
2. Ansari, K., & Ghasemaghaei, M. (2023). Big data analytics capability and firm performance: Meta-analysis. *Journal of Computer Information Systems*, 63(6), 1477-1494.
3. Berenberg, B. (2024). From raw data to real profits: A primer for building a thriving data business. *McKinsey Quarterly*.
4. Borenstein, M., Hedges, L. V., Higgins, J. P., & Rothstein, H. R. (2009). *Introduction to Meta-Analysis*. John Wiley & Sons.
5. Chen, D. Q., Preston, D. S., & Swink, M. (2015). How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management. *Journal of Management Information Systems*, 32(4), 4-39.
6. Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165-1188.
7. Côrte-Real, N., Oliveira, T., & Ruivo, P. (2017). Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. *Journal of Business Research*, 70, 379-390.
8. Davenport, T. H., & Patil, D. J. (2012). Data scientist: The sexiest job of the 21st century. *Harvard Business Review*, 90(10), 70-76.
9. Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Blome, C., & Papadopoulos, T. (2019). Big data analytics capability in supply chain agility: The moderating effect of organizational flexibility. *Management Decision*, 57(8), 2092-2112.
10. Dwivedi, Y. K., et al. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994.

11. Fosso Wamba, S., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., & Dubey, R. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
12. Galbraith, J. R. (1974). Organization design: An information processing view. *Interfaces*, 4(3), 28-36.
13. Gartner. (2024). *Gartner Survey Reveals Only 48 Percent of Digital Initiatives Meet or Exceed Their Business Outcome Targets*. Gartner Press Release.
14. Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2019). Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. *Journal of Business Research*, 104, 69-84.
15. Ghasemaghaei, M., & Turel, O. (2023). Big data analytics technology and decision speed: The role of data quality and decision complexity. *Information Systems Frontiers*.
16. Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, S., & Hassanein, K. (2018). Data analytics competency for consumer-centric marketing: A mixed-methods study. *Information & Management*, 55(2), 151-171.
17. Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T. P., & Zhang, D. (2018). Creating strategic business value from big data analytics: A research framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423.
18. Gupta, M., & George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049-1064.
19. Helfat, C. E., & Raubitschek, R. S. (2018). Dynamic and integrative capabilities for profiting from innovation in digital platform-based ecosystems. *Research Policy*, 47(8), 1391-1399.
20. Hwang, M. I., & Lin, J. W. (1999). Information dimension, information overload and decision quality. *Journal of Information Science*, 25(3), 213-218.
21. Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the Age of AI: Strategy and Leadership When Algorithms and Networks Run the World*. Harvard Business Review Press.
22. Janssen, M., van der Voort, H., & Wahyudi, A. (2017). Factors influencing big data decision-making quality. *Journal of Business Research*, 70, 338-345.
23. Kamioka, T., & Tapanainen, T. (2014). Organizational issues in the utilization of big data: The role of IT department. *International Conference on HCI in Business*.
24. Kim, G., Shin, B., & Kwon, O. (2012). Investigating the value of sociomaterialism in conceptualizing IT capability of a firm. *Journal of Management Information Systems*, 29(3), 327-362.
25. LaValle, S., Lesser, E., Shockley, R., Hopkins, M. S., & Kruschwitz, N. (2011). Big data, analytics and the path from insights to value. *MIT Sloan Management Review*, 52(2), 21.
26. Li, L., Su, F., Zhang, W., & Mao, J. Y. (2018). Digital transformation by SME entrepreneurs: A capability perspective. *Information Systems Journal*, 28(6), 1129-1157.
27. Mandinach, E. B. (2012). A perfect time for data use: Using data-driven decision making to inform practice. *Educational Psychologist*, 47(2), 71-85.
28. Maroufkhani, P., Tseng, M. L., Iranmanesh, M., Ismail, W. K. W., & Khalid, H. (2020). Big data analytics adoption: Determinants and performances among small to medium-sized enterprises. *International Journal of Information Management*, 54, 102190.
29. McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2012). Big data: The management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60-68.

30. McKinsey & Company. (2024). *The State of AI in 2024: Generating Value*. McKinsey Report.
31. McKinsey Global Institute. (2016). *The Age of Analytics: Competing in a Data-Driven World*. McKinsey & Company.
32. Mikalef, P., & Pateli, A. (2017). Information technology-enabled dynamic capabilities and their indirect effect on competitive performance: Findings from PLS-SEM and fsQCA. *Journal of Business Research*, 70, 1-16.
33. Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., & Pavlou, P. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*, 57(2), 103169.
34. NewVantage Partners. (2021). Big Data and AI Executive Survey 2021. *Harvard Business Review*.
35. OECD. (2019). *Data-Driven Innovation: Big Data for Growth and Well-Being*. OECD Publishing.
36. Page, M. J., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71.
37. Pappas, I. O., Mikalef, P., Giannakos, M. N., Krogstie, J., & Lekakos, G. (2018). Big data and business analytics ecosystems: Paving the way towards digital transformation and sustainable societies. *Information Systems and e-Business Management*, 16, 479-491.
38. Popovič, A., Hackney, R., Coelho, P. S., & Jaklič, J. (2012). Towards business intelligence systems success: Effects of maturity and culture on analytical decision making. *Decision Support Systems*, 54(1), 729-739.
39. Provost, F., & Fawcett, T. (2013). *Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking*. O'Reilly Media.
40. Raghunathan, S. (1999). Impact of information quality and decision-maker quality on decision quality: A theoretical model and simulation analysis. *Decision Support Systems*, 26(4), 275-286.
41. Rialti, R., Marzi, G., Ciappei, C., & Busso, D. (2019). Big data and dynamic capabilities: A bibliometric analysis and systematic literature review. *Management Decision*, 57(8), 2052-2068.
42. Rogers, D. L. (2016). *The Digital Transformation Playbook: Rethink Your Business for the Digital Age*. Columbia University Press.
43. Sahoo, S., Kumar, A., & Upadhyay, A. (2023). How do green knowledge management and big data analytics capability support sustainable performance? *Journal of Knowledge Management*.
44. Seddon, P. B., Constantinidis, D., Tamm, T., & Dod, H. (2017). How does business analytics contribute to business value? *Information Systems Journal*, 27(3), 237-269.
45. Shamim, S., Zeng, J., Shariq, S. M., & Khan, Z. (2019). Role of big data management capabilities in developing data-driven culture and decision-making performance. *Management Decision*.
46. Sharma, R., Mithas, S., & Kankanhalli, A. (2014). Transforming decision-making processes: A research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. *European Journal of Information Systems*, 23(4), 433-441.
47. Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319-1350.

48. Teece, D. J. (2014). The foundations of enterprise performance: Dynamic and ordinary capabilities in an (economic) theory of firms. *Academy of Management Perspectives*, 28(4), 328-352.
49. Teece, D. J. (2018). Business models and dynamic capabilities. *Long Range Planning*, 51(1), 40-49.
50. Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). *Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping*. Scientometrics.
51. Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Dong, J. Q., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 122, 889-901.
52. Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.
53. Vidgen, R., Shaw, S., & Grant, D. B. (2017). Management analytics: Culture, organizational alignment and design. *British Journal of Management*, 28(4), 629-648.
54. Wamba, S. F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2015). How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International Journal of Production Economics*, 165, 234-246.
55. Warner, K. S., & Wäger, M. (2019). Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal. *Long Range Planning*, 52(3), 326-349.
56. Wixom, B., & Watson, H. (2010). The BI-based organization. *International Journal of Business Intelligence Research*, 1(1), 13-28.
57. World Economic Forum. (2023). *Future of Jobs Report 2023*. WEF.
58. Yiu, L. D. (2012). The impact of business intelligence on decision making. *Journal of Computer Information Systems*.
59. Zhang, D., Pee, L. G., & Cui, L. (2021). Artificial intelligence in E-commerce fulfillment: A case study of resource orchestration at Alibaba. *International Journal of Information Management*, 57, 102304.
60. Zollo, M., & Winter, S. G. (2002). Deliberate learning and the evolution of dynamic capabilities. *Organization Science*, 13(3), 339-351.