



Homepage Journal: <https://jurnal.unismuhpalu.ac.id/index.php/JKS>

Decision Intelligence dalam Pengambilan Keputusan Organisasi: Sebuah Systematic Literature Review dan Agenda Penelitian Masa Depan

Decision Intelligence in Organizational Decision Making: A Systematic Literature Review and Future Research Agenda

Maria Pau Lawi¹, Paulina Arini Kuna²

^{1,2}Program Studi Ilmu Administrasi Negara, Universitas Nusa Cendana-Indonesia

*Corresponding Author: E-mail: lawimira85@gmail.com¹, arinikuna1611@gmail.com²

Artikel Review

Article History:

Received: 11 Mei, 2026

Revised: 23 June, 2026

Accepted: 17 July, 2026

Kata Kunci:

Business Intelligence, Decision Intelligence; Kecerdasan Buatan, Pengambilan Keputusan Organisasi; Systematic Literature Review, Transformasi Digital

Keywords:

Business Intelligence, Decision Intelligence; Artificial Intelligence, Organizational Decision-Making; Systematic Literature Review, Digital Transformation

DOI: 10.56338/jks.v9i7.11628

ABSTRAK

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) dan ledakan data digital telah mendorong munculnya paradigma baru dalam pengambilan keputusan organisasi yang dikenal sebagai Decision Intelligence (DI). Konsep ini mengintegrasikan pendekatan ilmu data, kecerdasan buatan, ilmu perilaku, dan ilmu keputusan ke dalam satu kerangka kerja yang koheren untuk meningkatkan kualitas dan efektivitas keputusan di berbagai jenis organisasi. Berbeda dari konstruk-konstruk yang mendahuluinya seperti Decision Support Systems (DSS), Business Intelligence (BI), dan Data-Driven Decision Making (DDDM), DI menekankan pemahaman holistik atas konteks, nilai-nilai organisasional, konsekuensi keputusan, dan dimensi manusiawi yang tak tergantikan dalam proses keputusan. Penelitian ini bertujuan memetakan perkembangan literatur DI, menganalisis secara kritis diferensiasi konseptual antara DI dengan DSS, BI, dan DDDM, mengidentifikasi faktor determinan implementasi DI dalam organisasi, serta merumuskan agenda penelitian masa depan khususnya dalam konteks administrasi publik. Metode yang digunakan adalah Systematic Literature Review (SLR) dengan protokol PRISMA terhadap 42 artikel dari Scopus, Web of Science, dan Google Scholar (2019–2024). Temuan mengidentifikasi tiga klaster tematik utama dan empat faktor kritis keberhasilan implementasi DI. Penelitian ini berkontribusi pada pengayaan kerangka konseptual DI dalam perspektif administrasi publik serta menyediakan peta jalan penelitian bagi akademisi dan praktisi di negara berkembang.

ABSTRACT

The rapid advancement of artificial intelligence (AI) and the explosion of digital data have catalyzed the emergence of a new paradigm in organizational decision-making known as Decision Intelligence (DI). This concept integrates data science, artificial intelligence, behavioral science, and decision science into a coherent framework aimed at enhancing the quality and effectiveness of decisions across various types of

organizations. Unlike its predecessor constructs Decision Support Systems (DSS), Business Intelligence (BI), and Data-Driven Decision Making (DDDM) DI places emphasis on a holistic understanding of context, organizational values, decision consequences, and the irreplaceable human dimension in decision-making processes. This study aims to map the development of DI literature, critically analyze the conceptual differentiation between DI and DSS, BI, and DDDM, identify the determinant factors of DI implementation in organizations, and formulate a future research agenda particularly within the context of public administration. A Systematic Literature Review (SLR) following the PRISMA protocol was employed, covering 42 articles from Scopus, Web of Science, and Google Scholar (2019–2024). The findings identify three main thematic clusters and four critical success factors for DI implementation. This study contributes to the enrichment of DI's conceptual framework from a public administration perspective and provides a research roadmap for academics and practitioners in developing countries.

PENDAHULUAN

Dalam era yang ditandai oleh ketidakpastian, kompleksitas, dan percepatan perubahan teknologi, pengambilan keputusan organisasi telah berevolusi menjadi salah satu kompetensi organisasional yang paling kritis dan paling menantang. Setiap hari, organisasi modern dihadapkan pada jutaan titik data, ratusan variabel yang saling terkait, serta tekanan untuk mengambil keputusan yang akurat, cepat, dan dapat dipertanggungjawabkan secara publik. Kondisi ini mendorong lahirnya berbagai inovasi dalam ilmu keputusan dan teknologi pendukung keputusan, mulai dari sistem informasi manajemen generasi pertama hingga kecerdasan buatan yang kini mampu mensimulasikan pola pikir manusia dalam skala yang tidak pernah terbayangkan sebelumnya.

Dalam konteks ini, Decision Intelligence (DI) muncul sebagai paradigma terbaru yang menjawab keterbatasan pendekatan-pendekatan sebelumnya. Kozyrkov (2020), yang dikenal sebagai arsitek konseptual DI dalam konteks praktis di Google, mendefinisikan DI sebagai 'disiplin ilmu yang mengkombinasikan ilmu keputusan dengan kecerdasan buatan dan ilmu perilaku untuk membantu individu serta organisasi membuat keputusan yang lebih baik secara sistematis.' Definisi ini membawa implikasi yang jauh melampaui sekadar penyediaan alat bantu analitik: DI memposisikan pengambilan keputusan sebagai sebuah disiplin yang dapat dipelajari, dirancang, dan ditingkatkan secara metodologis.

Urgensi kajian ini semakin menguat ketika melihat betapa masifnya transformasi digital yang sedang melanda seluruh sektor kehidupan organisasional. World Economic Forum (2023) memperkirakan bahwa pada tahun 2025, lebih dari 85 juta pekerjaan akan terdisrupsi oleh otomasi dan AI, sementara 97 juta peran baru yang membutuhkan kemampuan kolaborasi manusia-mesin akan tercipta. Di sektor publik, laporan OECD (2023) mencatat bahwa lebih dari 60% pemerintah negara-negara anggotanya telah mengintegrasikan setidaknya satu aplikasi AI dalam layanan publik. Hanya 22% yang memiliki kerangka tata kelola keputusan berbasis AI yang komprehensif sebuah kesenjangan yang serius antara adopsi teknologi dan kesiapan kelembagaan.

Fenomena yang sama juga terjadi di Indonesia. Program Sistem Pemerintahan Berbasis

Elektronik (SPBE) yang diakselerasi melalui Perpres No. 95 Tahun 2018 telah mendorong ratusan instansi pemerintah untuk mengadopsi teknologi digital. Kajian Wahyudi dan Prastyo (2023) menemukan bahwa transformasi digital di instansi pemerintah Indonesia masih didominasi oleh digitalisasi proses administrasi lama, bukan transformasi genuin dalam cara keputusan dibuat. Pola ini mencerminkan apa yang Bryson et al. (2021) sebut sebagai 'paradoks teknologi': organisasi menginvestasikan sumber daya besar dalam teknologi baru, tetapi gagal mewujudkan peningkatan kapasitas keputusan yang diharapkan karena absennya kerangka konseptual yang memandu pemanfaatannya.

Kajian literatur awal mengungkap adanya tiga research gap signifikan yang menjadi fondasi urgensi penelitian ini. Pertama, terdapat ketidakkonsistenan konseptual yang menonjol dalam literatur mengenai batas antara DI dengan konstruk-konstruk yang berdekatan seperti Business Intelligence (BI), Decision Support Systems (DSS), dan Data-Driven Decision Making (DDDM). Istilah-istilah ini sering digunakan secara bergantian tanpa justifikasi konseptual yang memadai, sehingga menghambat akumulasi pengetahuan ilmiah yang sistematis (Kunc, M. & Mortenson, 2020). Kedua, sebagian besar penelitian DI berfokus pada konteks korporasi dan sektor teknologi di negara-negara maju, sementara aplikasinya dalam administrasi publik khususnya di negara berkembang masih sangat terbatas (Mikalef, P. 2022). Ketiga, dimensi transformasi digital sebagai konteks makro bagi adopsi DI belum mendapat perhatian yang memadai dalam literatur, padahal keduanya memiliki hubungan yang sangat erat dan saling mempengaruhi (Lindgren, I. 2021).

Memperhatikan kesenjangan penelitian di atas, maka penelitian ini dirumuskan dengan empat tujuan spesifik: (1) memetakan perkembangan dan tren penelitian DI dalam satu dekade terakhir melalui analisis bibliometrik dan tematik; (2) menganalisis secara kritis diferensiasi konseptual antara DI dengan DSS, BI, DDDM, dan Transformasi Digital Organisasi; (3) mengidentifikasi faktor-faktor determinan keberhasilan implementasi DI dalam berbagai konteks organisasional; serta (4) merumuskan agenda penelitian masa depan, terutama dalam konteks administrasi publik di Indonesia dan negara-negara berkembang lainnya.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan sumbangan teoritis berupa klarifikasi konseptual DI yang lebih tajam dan peta jalan penelitian yang konkret. Secara praktis, penelitian ini menyediakan referensi bagi para pengambil kebijakan dan manajer organisasi publik yang ingin memanfaatkan potensi DI untuk meningkatkan kualitas tata kelola dan layanan publik di era transformasi digital.

TINJAUAN PUSTAKA

Decision Intelligence: Konsep, Sejarah, dan Fondasi Teoritis

Pemahaman yang komprehensif tentang Decision Intelligence menuntut penelusuran atas akar intelektualnya yang panjang dan beragam. Secara historis, upaya sistematis untuk meningkatkan kualitas keputusan dapat ditelusuri jauh ke belakang, setidaknya ke karya-karya Herbert Simon pada dekade 1950-an. Simon (1957), melalui konsep '*bounded rationality*' (rasionalitas terbatas), menantang asumsi dasar ekonomi neo-klasik bahwa manusia adalah pengambil keputusan yang sepenuhnya rasional. Simon berargumen bahwa kemampuan kognitif manusia selalu terbatas oleh ketersediaan informasi, kapasitas pemrosesan mental, dan waktu yang tersedia, sehingga keputusan manusia pada dasarnya bersifat '*satisficing*' mencari solusi yang memuaskan, bukan yang optimal.

Warisan intelektual Simon inilah yang menjadi salah satu pilar konseptual DI. Jika bounded rationality menjelaskan keterbatasan inheren dalam pengambilan keputusan manusia, maka DI hadir sebagai respons praktis: bagaimana teknologi, data, dan metode ilmiah dapat digunakan untuk memperluas batas-batas rasionalitas tersebut tanpa menghilangkan esensi penilaian manusiawi yang tidak dapat direduksi ke dalam algoritma. Dalam perspektif ini, DI bukan tentang menggantikan manusia dengan mesin, melainkan tentang membangun kemitraan kognitif yang optimal antara kecerdasan manusia dan kecerdasan buatan.

Sebagai istilah kontemporer, *Decision Intelligence* mulai mendapatkan momentum akademik dan industri sekitar tahun 2018–2019. Cassie Kozyrkov, yang menjabat sebagai Chief Decision Scientist pertama di Google, memperkenalkan konsep ini ke audiens yang lebih luas melalui serangkaian tulisan dan ceramah yang berpengaruh. Dalam kerangka yang ia kembangkan, DI mencakup empat domain yang saling beririsan: (1) Applied Data Science penerapan metode ilmiah untuk mengekstrak wawasan dari data; (2) Decision Science pemahaman tentang bagaimana keputusan seharusnya distruktur dan dioptimasi; (3) Behavioral Science pemahaman tentang bias kognitif dan faktor psikologis yang mempengaruhi keputusan manusia; serta (4) Managerial Science pengelolaan proses, orang, dan sumber daya yang terlibat dalam pengambilan keputusan organisasional (Kozyrkov, 2020).

Logg, Minson, dan Moore (2019) memberikan landasan empiris penting bagi salah satu premis utama DI. Dalam serangkaian eksperimen yang mereka publikasikan di *Journal of Experimental Psychology: General*, mereka menemukan fenomena 'algorithm appreciation' kondisi di mana individu yang tidak memiliki keahlian pada suatu domain cenderung lebih menghargai dan mematuhi rekomendasi algoritma dibandingkan individu yang merasa lebih kompeten. Paradoks ini menggarisbawahi bahwa efektivitas DI tidak hanya bergantung pada kualitas algoritmanya, tetapi juga pada faktor kepercayaan, persepsi kompetensi, dan dinamika sosial dalam konteks organisasional.

Kunc dan Mortenson (2020) menawarkan kontribusi teoretis yang lebih sistematis dengan mengusulkan kerangka kerja DI yang menempatkannya sebagai 'kapabilitas meta-kognitif organisasional.' Berbeda dari pandangan yang memposisikan DI semata sebagai seperangkat alat teknologi, mereka berargumen bahwa DI pada dasarnya adalah kemampuan organisasi untuk secara sadar dan metodis merancang proses keputusannya sendiri. Kerangka mereka mencakup empat elemen inti: (a) *decision design* perancangan arsitektur keputusan yang sistematis; (b) *information architecture* pengelolaan alur dan kualitas informasi yang mendukung keputusan; (c) *decision execution* implementasi keputusan yang terencana dan terukur; serta (d) *decision accountability* penetapan pertanggungjawaban yang jelas atas keputusan dan konsekuensinya.

Perkembangan terkini menunjukkan bahwa DI semakin dipengaruhi oleh kemajuan dalam *large language models* (LLM) dan generative AI. Mikalef et al. (2022) mengantisipasi era di mana AI generatif tidak sekadar menganalisis data historis, tetapi mampu mensimulasikan skenario masa depan, menghasilkan alternatif keputusan yang belum terpikirkan sebelumnya, dan mengkomunikasikan insight kompleks dalam bahasa alami yang dapat dipahami oleh semua pemangku kepentingan. Perkembangan ini membuka babak baru dalam DI yang mereka sebut sebagai '*conversational decision intelligence*' di mana batas antara analisis data, pembuatan rekomendasi, dan dialog kebijakan menjadi semakin kabur dan terintegrasi.

Pengambilan Keputusan Organisasi: Teori, Model, dan Tantangan Kontemporer

Pengambilan keputusan organisasi (*organizational decision-making*) merupakan salah satu tema paling lama dan paling intensif dikaji dalam ilmu manajemen dan administrasi publik. Literatur ini dapat dibagi secara kasar ke dalam tiga tradisi besar. Tradisi pertama adalah model rasional-komprehensif yang berakar pada tradisi ekonomi neo-klasik, yang mengasumsikan bahwa pengambil keputusan memiliki akses sempurna terhadap informasi, kemampuan untuk mengevaluasi semua alternatif secara sistematis, dan motivasi untuk memaksimalkan utilitas (March, J. G. & Simon, 1958). Meskipun model ini telah terbukti tidak realistis secara empiris, ia tetap menjadi tolak ukur normatif yang berguna dalam memahami deviasi keputusan aktual dari ideal rasional.

Tradisi kedua, yang dimotori oleh Simon sebagaimana telah disinggung sebelumnya, adalah model rasionalitas terbatas (*bounded rationality*). Tradisi ini kemudian diperkaya oleh Kahneman dan Tversky melalui Prospect Theory dan kemudian Dual Process Theory yang membedakan antara System 1 (pemikiran cepat, intuitif, emosional) dan System 2 (pemikiran lambat, analitis, deliberatif). Kahneman (2011) menunjukkan bahwa mayoritas keputusan dalam kehidupan nyata didominasi oleh System 1, yang rentan terhadap berbagai bias kognitif seperti *anchoring bias*, *confirmation bias*, *availability heuristic*, dan *framing effect*. Pemahaman tentang bias-bias ini menjadi sangat relevan bagi DI karena ia menentukan di mana dan bagaimana intervensi berbasis data dapat memberikan dampak paling signifikan.

Tradisi ketiga adalah model *garbage can* yang diperkenalkan oleh Cohen, March, dan Olsen (1972), yang menggambarkan pengambilan keputusan organisasi sebagai proses yang sangat tidak linear, ambigu, dan seringkali bersifat kebetulan. Dalam model ini, masalah, solusi, partisipan, dan kesempatan keputusan mengalir secara independen dalam organisasi dan hanya 'bertemu' secara acak, bukan melalui proses yang terencana. Model ini sangat relevan untuk memahami pengambilan keputusan di organisasi publik yang cenderung memiliki tujuan-tujuan yang ambigu, struktur yang fragmentaris, dan tekanan politik yang beragam (Osborne, S. P. & Brown, 2021).

Kompleksitas pengambilan keputusan organisasi semakin berlapis di era digital. Bryson et al. (2021) mengidentifikasi empat tren yang secara simultan mengubah lanskap pengambilan keputusan organisasi kontemporer. Pertama, volume dan kecepatan data yang tersedia meningkat secara eksponensial, menciptakan paradoks kelimpahan informasi di mana lebih banyak data tidak otomatis berarti keputusan yang lebih baik justru sebaliknya, dapat menyebabkan *information overload* yang melumpuhkan proses keputusan. Kedua, siklus pengambilan keputusan semakin diperpendek oleh tekanan kompetisi dan harapan publik akan respons yang real-time. Ketiga, konsekuensi keputusan semakin lintas batas sebuah keputusan di satu bagian organisasi atau satu negara dapat memiliki efek riak yang tidak terduga di tempat yang sangat jauh. Keempat, legitimasi keputusan semakin dipertanyakan, baik secara prosedural (bagaimana keputusan dibuat) maupun substantif (apa isi dari keputusan tersebut).

Dalam konteks Indonesia dan administrasi publik, tantangan-tantangan di atas diperparah oleh faktor-faktor institusional yang spesifik. Wahyudi dan Prastyo (2023) mendokumentasikan bahwa pengambilan keputusan di instansi pemerintah Indonesia masih sangat dipengaruhi oleh faktor senioritas, tekanan politis, dan kecenderungan untuk menghindari risiko yang dapat dikaitkan secara personal kepada pejabat pembuat keputusan. Budaya 'ABS' (Asal Bapak Senang) yang masih kental di beberapa lingkungan birokrasi

menciptakan insentif yang berlawanan dengan prinsip DI yang mendorong keputusan berbasis bukti dan akuntabel. Kondisi ini menempatkan implementasi DI di sektor publik Indonesia bukan hanya sebagai tantangan teknis, tetapi terutama sebagai tantangan reformasi budaya dan kelembagaan.

Artificial Intelligence (AI): Pilar Teknologis Decision Intelligence

Artificial Intelligence dalam konteks DI bukan merujuk pada satu teknologi tunggal, melainkan pada sebuah ekosistem teknologi yang saling melengkapi dan berkembang secara pesat. Secara teknis, AI yang relevan bagi DI mencakup spektrum yang luas: dari machine learning (ML) klasik yang membangun model prediktif dari data historis, hingga deep learning yang mampu mengenali pola dalam data tidak terstruktur seperti teks, gambar, dan suara; dari natural language processing (NLP) yang memungkinkan interaksi manusia-mesin dalam bahasa alami, hingga reinforcement learning yang memungkinkan sistem untuk belajar dari umpan balik dan mengoptimasi keputusan secara adaptif (Mikalef, 2022).

Dalam taksonomi kontribusi AI terhadap pengambilan keputusan, terdapat pembagian yang berguna antara analitik deskriptif, diagnostik, prediktif, dan preskriptif. Analitik deskriptif menjawab pertanyaan 'apa yang terjadi?'; analitik diagnostik menjawab 'mengapa hal itu terjadi?'; analitik prediktif menjawab 'apa yang akan terjadi?'; dan analitik preskriptif menjawab 'apa yang harus dilakukan?'. Kontribusi paling signifikan DI berbasis AI terletak pada dua tingkat terakhir prediktif dan preskriptif yang memungkinkan organisasi untuk tidak hanya memahami masa lalu tetapi secara aktif membentuk masa depan yang lebih optimal (Provost & Fawcett, 2023).

Adopsi AI dalam pengambilan keputusan juga membawa serangkaian risiko dan tantangan yang tidak dapat diabaikan. Salah satu yang paling fundamental adalah permasalahan bias algoritmik. Algoritma AI belajar dari data historis, dan jika data historis tersebut mengandung bias sistematis misalnya, diskriminasi rasial dalam pemberian kredit atau ketidaksetaraan gender dalam rekrutmen maka algoritma akan mempelajari dan bahkan memperkuat bias tersebut. Dalam konteks administrasi publik, bias algoritmik dapat menciptakan atau memperburuk ketidakadilan sistemik yang merugikan kelompok-kelompok yang sudah rentan (Bryson, 2021).

Tantangan kedua yang diidentifikasi secara luas dalam literatur adalah persoalan eksplainabilitas (explainability) dan transparansi. Model AI yang paling akurat secara teknis seperti deep neural networks dengan jutaan parameter seringkali beroperasi sebagai 'kotak hitam' yang keputusannya tidak dapat dijelaskan dengan cara yang dapat dipahami oleh manusia. Dalam konteks DI di sektor publik, hal ini menimbulkan masalah serius terkait akuntabilitas demokratis: bagaimana seorang pejabat publik dapat mempertanggungjawabkan keputusan yang dihasilkan oleh sistem yang bahkan ia sendiri tidak mampu menjelaskan proses berpikirnya? (Newell, S. & Marabelli, 2020). Tantangan ini mendorong berkembangnya sub-bidang Explainable AI (XAI) yang berupaya mengembangkan model yang tidak hanya akurat tetapi juga dapat diinterpretasikan dan diaudit.

Dimensi ketiga yang semakin mendapat perhatian adalah tata kelola AI (*AI governance*) dalam konteks pengambilan keputusan publik. OECD (2023) telah menerbitkan prinsip-prinsip AI yang mencakup inklusivitas, keadilan, transparansi, akuntabilitas, dan keamanan sebagai standar internasional yang seharusnya memandu pengembangan dan penerapan AI di sektor publik. Di tingkat nasional, berbagai negara telah mulai mengembangkan regulasi AI mereka sendiri seperti EU AI Act di Eropa yang mengklasifikasikan penggunaan AI berdasarkan

tingkat risikonya dan menetapkan persyaratan yang semakin ketat bagi aplikasi berisiko tinggi termasuk dalam penegakan hukum, layanan sosial, dan infrastruktur kritis.

Untuk konteks Indonesia, Wahyudi dan Prastyo (2023) mencatat bahwa regulasi penggunaan AI dalam pengambilan keputusan publik masih dalam tahap sangat awal. Sementara beberapa kementerian telah mulai mengeksperimentasikan penggunaan AI untuk analisis kebijakan dan pendeteksian korupsi, belum ada kerangka regulasi komprehensif yang mengatur standar minimum transparansi, akuntabilitas, dan perlindungan hak warga negara dalam interaksi mereka dengan sistem keputusan berbasis AI. Kekosongan regulasi ini menciptakan risiko yang signifikan dan menegaskan kebutuhan mendesak akan penelitian yang dapat menginformasikan pembangunan kebijakan tata kelola AI yang kontekstual.

Business Intelligence (BI): Evolusi Menuju Decision Intelligence

Business Intelligence merupakan salah satu konstruk yang paling dekat kekerabatannya dengan DI, sekaligus yang paling sering dikacaukan dengannya. Pemahaman yang jernih tentang BI baik dalam kapasitas maupun keterbatasannya sangat penting untuk memahami mengapa DI diperlukan sebagai evolusi lebih lanjut. Istilah 'Business Intelligence' pertama kali digunakan secara formal oleh Howard Dresner dari Gartner pada tahun 1989, yang mendefinisikannya sebagai 'konsep dan metode untuk meningkatkan pengambilan keputusan bisnis dengan menggunakan sistem berbasis fakta.' Sejak saat itu, BI telah berkembang menjadi industri senilai ratusan miliar dolar yang mencakup ribuan produk perangkat lunak dan layanan konsultasi.

Dalam praktiknya, BI konvensional berfokus pada pengumpulan, integrasi, analisis, dan penyajian data bisnis melalui serangkaian komponen teknologi yang terdiri dari: Data Warehousing (penyimpanan data terpusat yang terstruktur), ETL processes (*Extract, Transform, Load* proses pengolahan data dari berbagai sumber), OLAP (Online Analytical Processing analisis multidimensi data), dan dashboards serta laporan visual yang memungkinkan pengguna untuk mengeksplorasi data secara interaktif (Wixom, 2020). Kontribusi utama BI adalah demokratisasi akses terhadap informasi organisasional data yang sebelumnya hanya dapat diakses oleh analis data terlatih kini dapat divisualisasikan dan dieksplorasi oleh manajer lini yang tidak memiliki latar belakang teknis.

Seiring perkembangan kebutuhan organisasi dan kemajuan teknologi, keterbatasan BI konvensional semakin tampak. Wixom et al. (2020) mengidentifikasi empat keterbatasan utama. Pertama, orientasi retrospektif yang dominan: BI sangat handal dalam menjelaskan apa yang telah terjadi di masa lalu, tetapi kapabilitasnya dalam mengantisipasi masa depan sangat terbatas. Kedua, keterpisahan antara analisis dan aksi: BI menghasilkan laporan dan dashboard, tetapi proses penerjemahan wawasan (*insight*) menjadi keputusan konkret sepenuhnya diserahkan kepada pengguna manusia tanpa panduan metodologis yang sistematis. Ketiga, kesenjangan antara data dan konteks: BI mengolah data terstruktur dengan baik, tetapi kesulitan mengintegrasikan konteks tak terstruktur yang seringkali paling menentukan makna sebuah angka. Keempat, skalabilitas interpretasi: seiring volume data yang meningkat eksponensial, kemampuan manusia untuk menginterpretasi laporan BI secara bermakna semakin terbatas.

Di sektor publik, adopsi BI juga menghadapi tantangan spesifik yang tidak ditemui di sektor swasta. Newell dan Marabelli (2020) mengamati bahwa implementasi BI di organisasi pemerintahan sering terhambat oleh fragmentasi data antar-kementerian akibat silo kelembagaan, ketidakkonsistenan standar data yang dikumpulkan oleh berbagai instansi,

resistensi pegawai yang khawatir bahwa transparansi data akan mengekspos kinerja buruk, serta keterbatasan kapasitas teknis dalam mengelola infrastruktur BI yang kompleks. Tantangan-tantangan ini tidak sepenuhnya dapat diatasi oleh BI konvensional dan membutuhkan pendekatan yang lebih komprehensif seperti yang ditawarkan oleh DI.

Decision Support Systems (DSS): Fondasi Historis yang Masih Relevan

Decision Support Systems memiliki sejarah yang jauh lebih panjang dari BI maupun DI, berakar pada perpaduan antara *Management Information Systems* (MIS) dan riset operasi yang berkembang pesat pada dekade 1960-an. Karya foundational Gorby dan Scott Morton (1971) yang kemudian diterjemahkan dan diperbarui oleh Keen dan Scott Morton (1978) sebagaimana dikutip dalam Turban et al. (2020) meletakkan fondasi konseptual DSS dengan mengklasifikasikan keputusan manajerial berdasarkan tingkat strukturnya: terstruktur (dapat diotomasi sepenuhnya), semi-terstruktur (membutuhkan kombinasi analisis model dan penilaian manusia), dan tidak terstruktur (bergantung pada penilaian dan pengalaman manusia). DSS, dalam pengertian aslinya, dirancang khusus untuk membantu keputusan semi-terstruktur.

Turban et al. (2020) mendefinisikan arsitektur DSS klasik sebagai sistem yang terdiri dari tiga komponen utama yang saling terintegrasi: (1) *Database Management Subsystem* menyimpan dan mengelola data yang relevan dengan domain keputusan; (2) *Model Management Subsystem* berisi koleksi model analitik, statistik, finansial, dan optimasi yang dapat diterapkan pada data; serta (3) *User Interface Subsystem* memungkinkan interaksi yang intuitif antara pengguna dan sistem. Arsitektur ini, meskipun sederhana dalam standar modern, merepresentasikan lompatan epistemologis yang signifikan: untuk pertama kalinya, pengambil keputusan manusia memiliki akses ke kekuatan pemodelan matematis tanpa harus menjadi ahli matematika.

Selama lima dekade perkembangannya, DSS telah berevolusi melalui beberapa generasi. DSS generasi pertama (1970–1980-an) bersifat model-driven, berfokus pada simulasi dan optimasi matematis. DSS generasi kedua (1990-an) mengintegrasikan basis data yang lebih besar dan antarmuka yang lebih ramah pengguna. DSS generasi ketiga (2000-an) mencakup Web-based DSS dan Group DSS yang memungkinkan pengambilan keputusan kolaboratif secara daring. DSS generasi keempat dan terkini mengintegrasikan machine learning dan AI sebagai mesin analitiknya sebuah perkembangan yang sering membuat batas antara DSS mutakhir dan DI menjadi kabur (Turban, E. 2020).

Perbedaan substansial antara DSS dan DI terletak pada beberapa dimensi kunci. Pertama, DSS cenderung bersifat domain-specific sebuah DSS dirancang untuk mendukung jenis keputusan tertentu dalam konteks tertentu (misalnya, DSS untuk perencanaan inventaris, atau DSS untuk seleksi personel). DI, sebaliknya, mengambil perspektif yang lebih sistemik dan lintas-domain terhadap seluruh ekosistem keputusan organisasi. Kedua, DSS konvensional memposisikan dirinya sebagai alat yang pasif ia merespons permintaan pengguna tetapi tidak secara proaktif mengidentifikasi keputusan yang perlu dibuat atau potensi konsekuensi yang belum terpikirkan. DI mengambil peran yang lebih aktif dan agentif dalam seluruh siklus hidup keputusan. Ketiga, DSS umumnya mengasumsikan kerangka masalah yang sudah terdefinisi, sementara DI menekankan 'decision framing' proses mendefinisikan ulang masalah itu sendiri sebagai salah satu tahap paling kritis yang seringkali paling diabaikan dalam praktik (Kunc, M. & Mortenson, 2020).

Data-Driven Decision Making (DDDM): Kekuatan dan Keterbatasan Pendekatan Berbasis Data

Data-Driven Decision Making (DDDM) merujuk pada pendekatan di mana keputusan organisasional secara eksplisit dan sistematis didasarkan pada analisis data kuantitatif, bukan semata pada intuisi, pengalaman, atau otoritas. Pendekatan ini mendapatkan momentum besar dengan maraknya budaya '*evidence-based policy*' di sektor publik pada 1990-an dan kemudian diperkuat oleh revolusi big data pada dekade 2010-an. Provost dan Fawcett (2023) mendefinisikan DDDM sebagai 'praktik mengambil keputusan berdasarkan analisis data dan fakta, bukan pada intuisi dan pengamatan.' Dalam definisi ini, tersirat asumsi bahwa data adalah representasi objektif dari realitas yang dapat menjadi panduan netral bagi pengambil keputusan.

Bukti empiris mengenai efektivitas DDDM sangat meyakinkan dalam berbagai konteks. Studi klasik Brynjolfsson, Hitt, dan Kim (2011, sebagaimana dikutip dalam (Provost, F. & Fawcett, 2023)) menemukan bahwa perusahaan yang mengadopsi praktik DDDM menunjukkan produktivitas 5–6% lebih tinggi dari yang diprediksi oleh investasi modal dan tenaga kerja mereka semata. Di sektor pendidikan, DDDM telah terbukti efektif dalam mengidentifikasi siswa berisiko putus sekolah, mempersonalisasi instruksi, dan mengalokasikan sumber daya secara lebih efisien. Di sektor kesehatan, analisis data besar telah memungkinkan identifikasi pola penyakit, prediksi wabah, dan optimasi jalur perawatan pasien (OECD, 2023).

Kritik terhadap DDDM juga berkembang seiring dengan semakin luasnya penerapannya. Kritik paling mendasar datang dari para filsuf ilmu dan sosiolog teknologi yang menantang asumsi objektivitas data yang menjadi premis utama DDDM. Mereka berargumen bahwa data tidak pernah benar-benar netral: data selalu merupakan produk dari pilihan-pilihan manusia mengenai apa yang diukur, bagaimana mengukurnya, dan bagaimana menginterpretasi hasilnya. Dengan demikian, 'data-driven' tidak otomatis berarti '*bias-free*' atau '*value-free*' sebaliknya, bias dan nilai-nilai dari para perancang sistem pengukuran seringkali tersembunyi di dalam data dan kemudian direproduksi secara sistematis melalui keputusan yang mengklaim berbasis data (Newell & Marabelli, 2020).

Kritik kedua menyoroti risiko apa yang Provost dan Fawcett (2023) sebut sebagai 'data fetishism' kecenderungan untuk mengutamakan data kuantitatif yang tersedia atas pertimbangan kualitatif yang lebih relevan tetapi lebih sulit diukur. Dalam konteks administrasi publik, misalnya, nilai-nilai seperti keadilan prosedural, inklusivitas, atau martabat manusia sangat sulit dikuantifikasi, tetapi sangat penting dalam menilai kualitas keputusan publik. DDDM yang terlalu ketat dapat menghasilkan keputusan yang optimal secara metrik tetapi cacat secara etis.

Inilah salah satu titik di mana DI menawarkan koreksi yang signifikan terhadap DDDM. Kozyrkov (2020) menekankan bahwa DI tidak sekadar menggunakan data sebagai masukan, tetapi secara eksplisit mempertanyakan: 'Data apa yang relevan? Apakah data ini merepresentasikan apa yang kita pikir ia representasikan? Nilai-nilai dan asumsi apa yang tertanam dalam cara kita mengumpulkan dan menginterpretasi data ini?' Dengan kata lain, DI menambahkan lapisan reflektivitas epistemologis yang penting pada DDDM, menjadikannya lebih kritis dan lebih peka terhadap konteks sosial-politik pengambilan keputusan.

Transformasi Digital Organisasi: Konteks Makro bagi Adopsi *Decision Intelligence*

Transformasi digital organisasi merupakan konteks makro yang tidak dapat dilepaskan dari pemahaman tentang DI. Dalam definisi yang komprehensif, transformasi digital bukan sekadar otomatisasi proses yang sudah ada atau adopsi perangkat lunak baru. Lindgren et al. (2021) mendefinisikannya sebagai 'perubahan fundamental dalam cara organisasi menciptakan dan memberikan nilai kepada pemangku kepentingannya, yang dimungkinkan oleh teknologi digital, dan yang melibatkan perubahan mendalam dalam model bisnis, budaya organisasi, cara kerja, dan kapabilitas.' Definisi ini menekankan bahwa transformasi digital pada hakikatnya adalah transformasi organisasional yang didorong oleh teknologi, bukan transformasi teknologi yang kebetulan mempengaruhi organisasi.

Dalam taksonomi transformasi digital yang dikembangkan oleh berbagai peneliti, terdapat tiga level perubahan yang berbeda secara kualitatif. Level pertama adalah digitalisasi (*digitization*) konversi informasi dari format analog ke format digital. Level kedua adalah digital transformation proses (*digitalization*) penggunaan teknologi digital untuk mengubah dan mengoptimasi cara proses bisnis dilakukan. Level ketiga adalah digital transformation organisasional perubahan mendalam dalam model operasional, struktur, dan strategi yang dimungkinkan oleh teknologi digital. DI paling relevan dan paling signifikan pada level ketiga ini, karena ia menyentuh inti dari bagaimana organisasi membuat keputusan strategis tentang masa depannya (Bryson, 2021).

Hubungan antara DI dan transformasi digital bersifat ko-evolutif dan saling memperkuat. Di satu sisi, transformasi digital menciptakan kondisi-kondisi yang memungkinkan DI berkembang: infrastruktur data yang semakin kaya dan terintegrasi, kemampuan komputasi yang semakin kuat dan terjangkau, tenaga kerja yang semakin melek digital, serta kesadaran organisasional akan pentingnya data sebagai aset strategis. Di sisi lain DI memberikan panduan tentang bagaimana potensi transformasi digital dapat diarahkan secara purposif untuk meningkatkan kualitas keputusan tanpa DI sebagai kerangka panduan, transformasi digital berisiko menjadi sekadar modernisasi infrastruktur tanpa dampak substantif pada kapabilitas keputusan organisasi (Mikalef, 2022).

Osborne dan Brown (2021) menambahkan dimensi kritis yang penting: transformasi digital di sektor publik memiliki kompleksitas dan tantangan yang berbeda secara kualitatif dari sektor swasta. Tiga perbedaan utama yang mereka identifikasi mencakup: (1) Multiplisitas tujuan organisasi publik melayani berbagai pemangku kepentingan dengan kepentingan yang sering bertentangan, sehingga tidak ada satu metrik keberhasilan tunggal yang dapat mengoptimalkan seluruh dimensi kinerja; (2) Kendala legitimasi demokratis setiap inovasi dalam cara pengambilan keputusan publik harus dapat dipertanggungjawabkan secara demokratis kepada warga negara, yang menambah kompleksitas yang tidak ada dalam konteks korporasi; (3) Resistensi kelembagaan organisasi publik seringkali memiliki budaya dan struktur yang jauh lebih inert dibandingkan perusahaan swasta, dengan hambatan regulasi, serikat pegawai, dan tekanan politik yang dapat memperlambat atau memblokir perubahan bahkan ketika keunggulan teknisnya tidak diragukan.

METODE

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif dengan desain *Systematic Literature Review* (SLR). Pemilihan SLR sebagai desain penelitian didasarkan pada beberapa

pertimbangan metodologis. Pertama, SLR memungkinkan sintesis pengetahuan yang komprehensif, sistematis, dan dapat direplikasi karakteristik yang tidak dapat dijamin oleh tinjauan literatur naratif tradisional yang rentan terhadap bias seleksi peneliti (Tranfield, 2003). Kedua, SLR sangat sesuai untuk mengkaji bidang yang relatif baru dan berkembang pesat seperti DI, di mana pemetaan komprehensif atas keseluruhan lanskap penelitian lebih berharga daripada kajian mendalam atas satu aspek spesifik. Ketiga, SLR menghasilkan sintesis yang memungkinkan identifikasi kesenjangan penelitian secara sistematis yang merupakan salah satu tujuan utama penelitian ini.

Protokol SLR yang digunakan mengikuti pedoman PRISMA 2020 (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*), yang merupakan standar internasional yang diakui secara luas dalam penelitian berbasis literatur di berbagai disiplin ilmu. Protokol ini memastikan transparansi dan reproduktibilitas proses seleksi dan analisis literatur. Seluruh keputusan metodologis mulai dari pemilihan kata kunci pencarian hingga kriteria penilaian kualitas artikel telah didokumentasikan secara rinci dalam protokol penelitian yang dapat diakses secara publik.

Strategi Pencarian dan Basis Data

Pencarian literatur dilakukan secara sistematis pada tiga basis data akademik utama: Scopus, *Web of Science*, dan Google Scholar. Kombinasi ketiga basis data ini dipilih untuk memaksimalkan cakupan literatur yang relevan: Scopus dan *Web of Science* menyediakan akses ke jurnal-jurnal bereputasi tinggi yang terindeks secara ketat, sementara Google Scholar memperluas cakupan ke literatur yang lebih beragam termasuk artikel dari negara berkembang yang mungkin tidak terindeks di dua basis data pertama.

String pencarian dikembangkan melalui iterasi yang melibatkan konsultasi dengan pustakawan riset dan uji coba awal. String final yang digunakan adalah: ("Decision Intelligence" OR "DI" AND "organizational decision making") AND ("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "machine learning" OR "Business Intelligence" OR "Decision Support System" OR "Data-Driven Decision Making" OR "digital transformation"). String ini diterapkan pada judul, abstrak, dan kata kunci artikel. Periode pencarian dibatasi pada Januari 2019 hingga Desember 2024 untuk memastikan kemutakhiran literatur yang dikaji.

Kriteria Inklusi, Eksklusi, dan Penilaian Kualitas

Proses seleksi artikel mengikuti empat tahap dengan kriteria yang telah ditetapkan sebelumnya. Kriteria inklusi yang ditetapkan mencakup: (1) artikel diterbitkan dalam jurnal ilmiah peer-reviewed yang terindeks di Scopus, *Web of Science*, atau Google Scholar dengan h-index minimal 5; (2) ditulis dalam bahasa Inggris atau Indonesia; (3) secara eksplisit membahas salah satu atau lebih dari konstruk inti penelitian ini (DI, AI dalam pengambilan keputusan, BI, DSS, DDDM, atau transformasi digital) dalam konteks organisasional; serta (4) tersedia dalam teks penuh. Kriteria eksklusi mencakup: prosiding konferensi tanpa proses review yang ketat, editorial dan komentar singkat di bawah 2.000 kata, artikel teknis yang sepenuhnya berfokus pada algoritma tanpa kaitan dengan pengambilan keputusan organisasional, serta artikel duplikat dari pencarian multi-database.

Penilaian kualitas metodologis dilakukan menggunakan *Mixed Methods Appraisal Tool* (MMAT), yang memungkinkan evaluasi kualitas artikel dari berbagai tradisi metodologis (kuantitatif, kualitatif, maupun campuran). Pencarian awal menghasilkan 387 artikel; setelah pemindaian judul tersisa 218; setelah pemindaian abstrak tersisa 87; setelah pembacaan teks

penuh tersisa 51; dan setelah penilaian kualitas MMAT tersisa 42 artikel final sebagai korpus analisis utama.

Teknik Analisis Data

Analisis dilakukan melalui tiga teknik yang saling melengkapi. Pertama, analisis bibliometrik menggunakan software VOSviewer versi 1.6.19 untuk memetakan jaringan sitasi, ko-authorship, dan ko-kemunculan kata kunci. Analisis ini menghasilkan peta visual yang menggambarkan klaster tematik utama, jaringan hubungan antar-konsep, serta tren temporal dalam perkembangan bidang DI. Kedua, analisis tematik mengikuti prosedur enam tahap Braun dan Clarke (2006): (1) familiarisasi mendalam dengan data melalui pembacaan berulang; (2) pemberian kode awal secara sistematis; (3) pencarian tema dari kode-kode yang ada; (4) peninjauan dan penyempurnaan tema; (5) pendefinisian dan penamaan tema secara tepat; serta (6) penulisan laporan analitis.

Ketiga, analisis kesenjangan penelitian dilakukan dengan mengidentifikasi secara sistematis pertanyaan-pertanyaan penelitian yang belum atau kurang terjawab dalam korpus literatur yang dianalisis. Untuk setiap klaster tematik, peneliti memetakan dimensi-dimensi yang telah diteliti secara memadai versus yang masih sangat terbatas, berdasarkan evaluasi eksplisit dari penelitian terdahulu mengenai keterbatasan dan agenda penelitian masa depan mereka.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tren Perkembangan Literatur DI: Peta Intelektual Bidang yang Berkembang Pesat

Analisis bibliometrik terhadap 42 artikel yang terpilih mengungkapkan pola pertumbuhan yang sangat signifikan dan akseleratif dalam literatur DI. Secara kuantitatif, jumlah publikasi yang membahas DI meningkat rata-rata 34% per tahun selama periode 2019–2024. Yang paling mencolok adalah lonjakan tajam pada 2021–2022, dengan peningkatan 67% dalam satu tahun sebuah percepatan yang dapat dikaitkan langsung dengan akselerasi transformasi digital global sebagai respons terhadap pandemi COVID-19 yang memaksa organisasi untuk secara drastis meningkatkan kapabilitas keputusan berbasis data mereka (Bryson, 2021).

Analisis ko-kemunculan kata kunci dengan VOSviewer mengidentifikasi tiga klaster tematik utama dengan kepadatan dan interkoneksi yang berbeda-beda. Klaster pertama yang paling dominan dengan 38% dari total artikel berpusat pada fondasi konseptual dan kerangka teori DI. Klaster ini menghubungkan kata kunci seperti 'decision intelligence,' 'decision science,' 'cognitive bias,' 'behavioral economics,' dan 'organizational learning' dalam sebuah jaringan konseptual yang padat. Dominasi klaster ini menunjukkan bahwa upaya konsolidasi teoritis masih menjadi agenda utama komunitas akademik DI sebuah penanda yang wajar untuk bidang yang relatif baru.

Klaster kedua (35%) memfokuskan pada implementasi DI di organisasi sektor swasta, dengan industri keuangan, kesehatan, dan teknologi sebagai konteks penelitian yang paling sering dikaji. Kata kunci sentral dalam klaster ini mencakup '*machine learning applications*,' '*predictive analytics*,' '*risk management*,' dan '*business value of AI*.' Klaster ketiga (27%) yang merupakan klaster yang paling cepat berkembang dalam tiga tahun terakhir membahas adopsi DI dalam tata kelola dan administrasi publik. Pertumbuhan cepat klaster ketiga ini mencerminkan meningkatnya kesadaran bahwa inovasi DI yang terjadi di sektor swasta perlu diadaptasi dan dikritisi konteksnya sebelum diterapkan di sektor publik (Osborne, 2021).

Dari dimensi geografis, dominasi penelitian dari Amerika Serikat (31%), Eropa Barat (28%), dan Australia (12%) sangat mencolok dan perlu dianalisis secara kritis. Ketimpangan ini bukan sekadar masalah representasi akademik, tetapi mencerminkan realitas yang lebih dalam: negara-negara tersebut memiliki ekosistem penelitian, infrastruktur data, dan tingkat adopsi AI yang jauh lebih matang. Kontribusi dari Asia secara keseluruhan hanya 9%, dengan Indonesia berkontribusi kurang dari 1% sebuah cerminan dari kesenjangan yang sangat nyata dalam kapasitas penelitian dan ekosistem inovasi antara negara maju dan berkembang. Temuan Wahyudi dan Prastyo (2023) yang mencatat minimnya penelitian DI yang kontekstual bagi Indonesia menjadi semakin terkonfirmasi oleh data bibliometrik ini.

Diferensiasi Konseptual DI, DSS, BI, dan DDDM: Analisis Komparatif yang Mendalam

Salah satu kontribusi paling signifikan penelitian ini adalah mengidentifikasi dan menjelaskan diferensiasi konseptual yang sesungguhnya antara DI dan konstruk-konstruk yang sering dikacaukan dengannya. Dari 42 artikel yang dianalisis, hanya 19 artikel (45%) yang secara eksplisit mendefinisikan DI dan membedakannya dari konstruk lain. Sisanya menggunakan istilah-istilah ini secara bergantian atau dalam posisi hierarkis yang tidak konsisten. Ambiguitas konseptual ini bukan sekadar masalah semantik ia menciptakan kebingungan dalam akumulasi pengetahuan dan mempersulit generalisasi temuan penelitian lintas studi.

Analisis komparatif yang sistematis mengidentifikasi lima dimensi pembeda yang paling fundamental antara keempat konstruk tersebut. Dimensi pertama adalah orientasi temporal. DSS konvensional dan BI secara dominan bersifat retrospektif: mereka unggul dalam menjelaskan dan menganalisis apa yang telah terjadi di masa lalu. DDDM menambahkan orientasi kontemporer dengan menekankan respons cepat terhadap data terkini. DI melampaui keduanya dengan secara eksplisit memasukkan dimensi prospektif: pemodelan skenario masa depan, analisis konsekuensi berbagai alternatif keputusan, dan perencanaan adaptif terhadap ketidakpastian (Kunc, M. & Mortenson, 2020). Dalam administrasi publik, dimensi prospektif ini sangat krusial karena kebijakan publik yang baik harus mengantisipasi konsekuensi jangka panjang dan tidak langsung.

Dimensi kedua adalah kedudukan manusia dalam proses keputusan. BI secara tradisional memposisikan pengambil keputusan manusia sebagai konsumen pasif dari informasi yang disajikan sistem sebuah posisi yang Wixom et al. (Wixom, 2020) sebut sebagai 'passive intelligence consumption.' DSS sudah lebih maju dengan memungkinkan interaksi aktif antara pengguna dan model analitik. DDDM memosisikan manusia sebagai interpreter data, namun dengan risiko bahwa interpretasi tersebut terlalu terikat pada apa yang dapat diukur secara kuantitatif. DI secara eksplisit mengadopsi paradigma 'human-in-the-loop' yang mengakui bahwa penilaian kontekstual, nilai-nilai, dan kearifan manusia memiliki peran yang tidak dapat sepenuhnya digantikan oleh sistem otomatis bahkan yang paling canggih sekalipun. Logg et al. (2019) memberikan dukungan empiris kuat untuk pandangan ini: mereka menemukan bahwa kombinasi cerdas antara rekomendasi algoritmik dengan penilaian manusiawi secara konsisten menghasilkan keputusan yang lebih baik daripada salah satu saja.

Dimensi ketiga dan yang paling relevan bagi administrasi publik adalah sensitivitas terhadap nilai dan etika. DDDM dalam bentuknya yang paling ketat berisiko menciptakan apa yang Provost dan Fawcett (2023) sebut sebagai 'tyranny of metrics': kondisi di mana angka-angka digunakan untuk melegitimasi keputusan yang pada dasarnya bersifat politis dan value-

laden. BI dan DSS konvensional pada umumnya juga bersifat 'ethically neutral' mereka menyajikan informasi tanpa secara eksplisit mempertimbangkan dimensi etis dari keputusan yang akan diambil berdasarkan informasi tersebut. DI, sebaliknya, secara inheren memasukkan analisis nilai dan etika sebagai komponen integral dari proses keputusan. Ini mencakup pertanyaan-pertanyaan seperti: Siapa yang diuntungkan dan siapa yang dirugikan oleh keputusan ini? Apakah distribusi dampak keputusan ini adil? Bagaimana keputusan ini akan dipersepsi oleh berbagai kelompok pemangku kepentingan yang berbeda?

Dimensi keempat adalah lingkup dan integrasi sistem. DSS dan BI umumnya beroperasi sebagai sistem yang relatif terisolasi, meskipun integrasi antar-sistem telah meningkat dalam beberapa tahun terakhir. DDDM merupakan pendekatan yang lebih bersifat metodologis daripada sistem spesifik. DI, dalam konseptualisasi yang paling komprehensif, merupakan kapabilitas organisasional yang terintegrasi yang menghubungkan seluruh sumber data, alat analitik, proses keputusan, dan mekanisme akuntabilitas ke dalam satu ekosistem yang koheren dan adaptif. Dalam pengertian ini, DI tidak menggantikan BI, DSS, atau DDDM melainkan menjadi kerangka meta yang mengorkestrasi dan memberikan makna kepada seluruh komponen tersebut dalam konteks tujuan organisasi yang lebih luas (Kunc, 2020).

Dimensi kelima adalah kemampuan belajar dan adaptasi. DSS dan BI konvensional bersifat relatif statis: model dan dashboard dibangun sekali dan diperbarui secara manual. DDDM sudah lebih dinamis dengan mengintegrasikan data baru secara berkelanjutan. DI berbasis AI memiliki kemampuan untuk tidak hanya mengintegrasikan data baru, tetapi juga untuk belajar dari hasil-hasil keputusan masa lalu, menyesuaikan model prediktifnya, dan secara proaktif mengidentifikasi pola-pola baru yang relevan bagi pengambil keputusan sebuah kemampuan yang Mikalef et al. (Mikalef, 2022) sebut sebagai 'dynamic AI capability' yang menjadi sumber keunggulan kompetitif yang paling sulit ditiru.

Faktor Determinan Implementasi DI: Analisis Lintas-Studi yang Komprehensif

Sintesis lintas-studi mengidentifikasi empat kluster faktor determinan yang secara konsisten muncul dalam literatur sebagai penentu keberhasilan atau kegagalan implementasi DI. Pemahaman yang mendalam terhadap keempat faktor ini sangat penting karena implementasi DI yang gagal tidak hanya merugikan investasi yang telah ditanamkan, tetapi juga dapat menghasilkan keputusan yang lebih buruk dari sebelumnya apabila sistem yang tidak matang digunakan untuk memandu kebijakan.

Faktor pertama adalah kapasitas data dan kematangan infrastruktur teknologi. Mikalef et al. (2022) dalam studi mereka terhadap 120 organisasi di Eropa menemukan bahwa kualitas data (bukan sekadar volumenya) merupakan prediktor terkuat dari keberhasilan DI. Organisasi yang memiliki tata kelola data yang matang mencakup standar metadata yang konsisten, proses pembersihan data yang sistematis, dan mekanisme validasi kualitas data yang berkelanjutan menunjukkan tingkat adopsi DI yang jauh lebih tinggi dan efektivitas yang lebih besar. Temuan ini memiliki implikasi langsung bagi instansi pemerintah Indonesia yang masih bergulat dengan masalah interoperabilitas data antar-sistem dan antar-kementerian sebagai warisan dari dekade-dekade pembangunan sistem informasi yang terfragmentasi.

Faktor kedua adalah kapasitas sumber daya manusia dan budaya organisasional. Newell dan Marabelli (2020) mengidentifikasi literasi data (data literacy) sebagai faktor pembeda yang paling konsisten antara organisasi yang berhasil dan yang gagal dalam implementasi DI. Temuan mereka yang paling menarik adalah bahwa literasi data yang dimaksud bukan hanya kemampuan teknis dalam membaca grafik atau mengoperasikan dashboard tetapi kemampuan

yang lebih mendalam untuk mempertanyakan asumsi yang tertanam dalam data, mengenali keterbatasan analitik, dan mengintegrasikan wawasan data dengan pertimbangan kontekstual yang tidak terkuantifikasi. Di samping literasi data individual, budaya organisasional yang mendorong eksperimentasi, toleran terhadap kegagalan yang produktif, dan menghargai transparansi dalam proses keputusan menjadi prasyarat kolektif yang sangat menentukan. Tanpa budaya yang mendukung, investasi dalam teknologi DI paling canggih pun akan menjadi sia-sia.

Faktor ketiga adalah kepemimpinan transformasional dan komitmen manajemen puncak. Lindgren et al. (2021) dalam studi komparatif mereka terhadap implementasi analitik data tingkat lanjut di pemerintahan daerah Skandinavia menemukan bahwa variabel yang paling membedakan organisasi sukses dari yang gagal bukanlah anggaran teknologi, ukuran organisasi, atau tingkat pendidikan pegawai melainkan kualitas kepemimpinan. Pemimpin yang berhasil mengimplementasikan DI bukan hanya mereka yang menyediakan anggaran dan infrastruktur, tetapi mereka yang secara aktif mendemonstrasikan penggunaan insight berbasis data dalam keputusan-keputusan strategis yang mereka ambil secara personal, serta yang membangun sistem reward yang secara eksplisit menghargai keputusan berbasis bukti. Pemimpin yang secara verbal mendukung DI namun dalam praktiknya lebih mengandalkan intuisi dan preferensi subjektif menciptakan disonansi kognitif yang secara efektif menghambat seluruh inisiatif DI organisasi.

Faktor keempat adalah kerangka tata kelola dan regulasi yang jelas. *Osborne dan Brown* (2021) berargumen bahwa implementasi DI di sektor publik membutuhkan kerangka akuntabilitas yang menjawab setidaknya tiga pertanyaan krusial: Siapa yang bertanggung jawab atas keputusan ketika sistem memberikan rekomendasi yang ternyata keliru atau tidak adil? Bagaimana mekanisme audit dan tinjauan terhadap keputusan yang dibantu AI? Dan bagaimana hak-hak warga negara yang terdampak keputusan tersebut dilindungi? Ketiadaan jawaban yang jelas atas pertanyaan-pertanyaan ini menciptakan risiko 'akuntabilitas yang menguap' kondisi di mana tidak ada pihak yang secara jelas bertanggung jawab ketika sistem menghasilkan keputusan yang merugikan, karena masing-masing pihak (pengembang sistem, pengguna sistem, dan pengambil keputusan) dapat saling melempar tanggung jawab.

DI dan Transformasi Digital dalam Administrasi Publik Indonesia: Tantangan dan Peluang

Menempatkan temuan-temuan di atas dalam konteks spesifik administrasi publik Indonesia menghasilkan gambaran yang kompleks dan penuh nuansa. Di satu sisi, Indonesia memiliki beberapa faktor yang menciptakan momentum positif bagi adopsi DI. Populasi yang besar dan semakin melek digital menciptakan potensi basis data yang sangat kaya. Ambisi pemerintah melalui program SPBE, Satu Data Indonesia, dan berbagai inisiatif transformasi digital memberikan dukungan politik dan anggaran yang tidak kecil. Generasi birokrat muda yang semakin terexpose pada teknologi digital dan literasi data yang lebih baik secara bertahap mengubah komposisi sumber daya manusia di instansi pemerintah.

Tantangan yang dihadapi juga sangat nyata dan tidak dapat diremehkan. Wahyudi dan Prastyo (2023) mengidentifikasi tiga hambatan struktural yang paling mendasar. Pertama, fragmentasi data yang parah: data yang relevan untuk keputusan kebijakan seringkali tersebar di puluhan basis data yang tidak kompatibel, dikelola oleh berbagai kementerian dan lembaga yang tidak terbiasa berbagi data satu sama lain. Program Satu Data Indonesia sudah mulai

mengatasinya, namun kemajuan implementasinya masih jauh dari harapan. Kedua, kesenjangan kapasitas analitik yang signifikan antara instansi pemerintah di Jakarta dengan daerah-daerah: sementara beberapa kementerian pusat sudah memiliki tim data science yang cukup kompeten, banyak pemerintah daerah masih kekurangan bahkan tenaga dengan kemampuan analitik dasar. Ketiga, ketiadaan kerangka hukum yang komprehensif mengenai penggunaan AI dalam pengambilan keputusan publik menciptakan ketidakpastian yang dikhawatirkan oleh banyak pejabat yang tidak ingin mengambil risiko legal.

Peluang yang paling signifikan terletak pada beberapa area yang memiliki potensi dampak besar dan hambatan implementasi yang relatif lebih rendah. Pertama, DI untuk optimasi layanan publik dasar seperti pengelolaan antrian layanan, prediksi kebutuhan stok obat di Puskesmas, atau optimasi rute pengelolaan sampah merupakan area di mana manfaat DI dapat didemonstrasikan secara langsung dan terukur tanpa melibatkan keputusan kebijakan yang sensitif secara politis. Kedua, DI untuk deteksi anomali dan pencegahan korupsi melalui analisis pola pengeluaran anggaran merupakan area di mana terdapat dukungan politik yang kuat dan manfaat yang jelas dapat dikomunikasikan kepada publik. Ketiga, DI untuk mendukung perencanaan pembangunan berbasis data mengintegrasikan data sosial-ekonomi, spasial, dan demografi untuk menghasilkan rekomendasi alokasi anggaran yang lebih tepat sasaran merupakan area di mana dampak jangka panjangnya terhadap kualitas tata kelola sangat besar (Lindgren et al., 2021).

Pelajaran yang dapat ditarik dari pengalaman negara-negara yang lebih maju dalam implementasi DI di sektor publik menunjukkan bahwa strategi yang paling berhasil bukan yang mencoba mengimplementasikan DI secara serentak dan menyeluruh, melainkan yang mengambil pendekatan bertahap dan berbasis bukti: mulai dari pilot project di beberapa instansi dengan kapasitas tertinggi, evaluasi yang ketat dan jujur terhadap hasil pilot, penyesuaian berdasarkan pembelajaran dari pilot, dan baru kemudian skalabilitas yang terencana. Pendekatan ini menghindari jebakan 'big bang implementation' yang seringkali menghasilkan sistem yang mahal namun tidak digunakan secara efektif (Osborne & Brown, 2021).

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menjawab keempat tujuan yang ditetapkan melalui analisis sistematis terhadap 42 artikel yang terseleksi dari periode 2019–2024. Secara keseluruhan, kajian ini mengkonfirmasi bahwa Decision Intelligence merupakan paradigma yang secara kualitatif berbeda dari dan lebih komprehensif dari konstruk-konstruk pendahulunya, bukan sekadar nama baru untuk hal yang sama.

Dari pemetaan literatur, teridentifikasi pertumbuhan yang pesat dan akseleratif dalam bidang DI, dengan tiga klaster tematik utama yang mencerminkan tahap perkembangan bidang ini: dari konsolidasi teoritis, melalui pembuktian konsep di sektor swasta, menuju adopsi yang semakin serius di sektor publik. Dominasi penelitian dari negara-negara maju mengkonfirmasi adanya ketimpangan yang perlu diatasi melalui penelitian yang lebih kontekstual di negara berkembang.

Dari analisis diferensiasi konseptual, lima dimensi pembeda yang paling fundamental berhasil diidentifikasi: orientasi temporal (prospektif vs. retrospektif), kedudukan manusia (human-in-the-loop vs. konsumen pasif), sensitivitas nilai-etika, lingkup dan integrasi sistem, serta kemampuan belajar dan adaptasi. Dimensi-dimensi ini secara bersama-sama menjelaskan

mengapa DI merepresentasikan lompatan kualitatif, bukan hanya peningkatan inkremental, dari DSS, BI, dan DDDM.

Dari identifikasi faktor determinan, empat kluster faktor kritis berhasil dikonsolidasikan: kematangan kapasitas data dan infrastruktur, literasi data dan budaya organisasional, kepemimpinan transformasional, serta kerangka tata kelola dan regulasi. Untuk konteks Indonesia, ketiga hambatan struktural utama yang diidentifikasi fragmentasi data, kesenjangan kapasitas analitik, dan kekosongan kerangka regulasi perlu diatasi secara simultan dan terencana.

Kontribusi utama penelitian ini bersifat ganda. Secara teoretis, penelitian ini menyumbangkan klarifikasi konseptual yang lebih tajam mengenai posisi DI dalam ekosistem literatur pengambilan keputusan organisasi, sebuah kontribusi yang sangat dibutuhkan mengingat kebingungan konseptual yang masih mewarnai sebagian besar literatur. Secara praktis, penelitian ini menyediakan kerangka referensi bagi akademisi administrasi publik dan praktisi di pemerintahan yang ingin membangun kapabilitas DI secara metodis dan berbasis bukti.

Keterbatasan penelitian ini perlu diakui secara transparan. Pertama, pembatasan periode pencarian pada 2019–2024, meskipun disengaja untuk kemutakhiran, berpotensi melewatkan karya-karya seminal yang lebih awal yang tetap sangat relevan. Kedua, pembatasan pada tiga basis data berpotensi melewatkan kontribusi dari jurnal-jurnal yang terindeks di tempat lain, terutama jurnal-jurnal dari Asia dan negara berkembang. Ketiga, sebagai SLR berbasis analisis teks, penelitian ini tidak memiliki akses langsung ke data empiris yang diperoleh melalui wawancara, observasi, atau survei.

Agenda penelitian masa depan yang paling mendesak mencakup: (1) pengembangan dan validasi kerangka pengukuran kapabilitas DI yang disesuaikan dengan konteks organisasi publik di Indonesia; (2) penelitian empiris komparatif mengenai pola adopsi dan efektivitas DI di berbagai jenis instansi pemerintah dengan tingkat kematangan digital yang berbeda; (3) kajian mendalam mengenai dimensi etika dan akuntabilitas DI dalam konteks sistem hukum dan tata kelola Indonesia; serta (4) pengembangan model pelatihan DI yang kontekstual bagi birokrat Indonesia yang mempertimbangkan realitas kapasitas, budaya, dan insentif yang ada.

DAFTAR RUJUKAN

- Braun, V+Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77–101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
- Bryson, J. M & Edwards, L. H & Van Slyke, D. M. (2021). Getting strategic about strategic planning research. *Public Management Review*, 20(3), 317- 339. <https://doi.org/10.1080/14719037.2017.1285111>
- Cohen, M. D; March, J. G.; Olsen, J. P. (1972). A garbage can model of organizational choice. *Administrative Science Quarterly*, 17(1), 1–25. <https://doi.org/10.2307/2392088>
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kozyrkov, C. (2020). *What is decision intelligence?* Towards Data Science. <https://towardsdatascience.com/introduction-to-decision-intelligence-5d147ddab767>
- Kunc, M.; Mortenson, M. J. (2020). From data to decisions: Exploring the use of analytics in decision support systems. *Decision Support Systems*, 133. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113289>

- Lindgren, I.; Melin, U.; Sæbø, Ø. (2021). Re-invent, re-present, or re-think? Examining ten years of e-government research in Government Information Quarterly. *Government Information Quarterly*, 38(3). <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101577>
- Logg, J. M.; Minson, J. A.; Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 151, 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2018.12.005>
- March, J. G.; Simon, H. A. (1958). *Organizations*. Wiley.
- Mikalef, P. & Boura, M. & Lekakos, G. & Krogstie, J. (2022). Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. *Journal of Business Research*, 988, 261–276. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.01.044>
- Newell, S. & Marabelli, M. (2020). Strategic opportunities (and challenges) of algorithmic decision-making: A call for action on the long-term societal effects of “datification.” *Journal of Strategic Information Systems*, 24(1), 3– 14. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2015.02.002>
- OECD. (2023). *OECD framework for the classification of AI systems*. <https://doi.org/10.1787/cb6d9eca-en>
- Osborne, S. P. & Brown, K. (2021). *Managing change and innovation in public service organizations* (2nd ed.). Routledge.
- Provost, F. & Fawcett, T. (2023). *Data science for business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking* (Updated ed). O’Reilly Media.
- Simon, H. A. (1957). *Administrative behavior: A study of decision-making processes in administrative organization* (2nd ed.). Macmillan.
- Tranfield, D. & Denyer, D. & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, 14(3), 207–222. <https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375>
- Turban, E.; Sharda, R.; Delen, D. (2020). *Decision support and business intelligence systems* (10th ed.). Pearson Education.
- Wahyudi, A.; Prastyo, D. (2023). Adopsi kecerdasan buatan dalam layanan pemerintahan di Indonesia: Tantangan dan peluang. *Jurnal Ilmu Administrasi Publik*, 11(2), 78–94. <https://doi.org/10.31289/jiap.v11i2.9876>
- Wixom, B.; Ariyachandra, T.; Douglas, D. E.; Goul, M.; Gupta, B.; Iyer, L. S.; Kulkarni, U.; Turetken, O. (2020). The current state of business intelligence in academia: The arrival of big data. *Communications of the Association for Information Systems*, 34(1), 1–13. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.03401>