ANALISIS PREDIKTIF KESENJANGAN KOMPETENSI MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING DENGAN INTEGRASI PURPOSE DAN COBIT

Lusianto[1], Rizki Adha[2], Dodi Syaripudin[3], Agus Nursikuwagus[4], Yeffry Handoko Putra[5], Rio Yunanto[6]
Program Doktor Sistem Informasi, Universitas Komputer Indonesia
Jl. Dipati Ukur No. 112-116, Bandung 40132, Jawa Barat, Indonesia
e-mail: maslusianto@gmail.com[1], rizkiadha67@gmail.com[2], dodisyaripudin@gmail.com[3], agusnursikuwagus@email.unikom.ac.id[4], yeffryhandoko@email.unikom.ac.id[5], rio.yunanto@email.unikom.ac.id[6]

Abstrak

Konvergensi teknologi Industri 4.0 dan otomasi global telah menimbulkan pergeseran mendasar pada struktur permintaan pasar tenaga kerja sehingga diperlukan pemetaan kesenjangan kompetensi yang komprehensif dan antisipatif. Penelitian ini menyajikan kerangka analitis yang mengintegrasikan algoritme Machine Learning (Support Vector Machine, Random Forest, dan BERT) dengan Natural Language Processing untuk analisis kompetensi tenaga kerja secara prediktif, yang diimplementasikan dalam kerangka tata kelola TI COBIT 2019. Dengan fokus pada Kabupaten Bandung, Jawa Barat—tempat industri tekstil menyumbang 52% terhadap PDRB regional dan menyerap 1,8 juta pekerja dengan tingkat pengangguran 6,2% (232.000 jiwa)—penelitian ini mengevaluasi kerentanan struktural melalui data sensus empiris dari 116 pemangku kepentingan internal (pegawai Disnaker, staf TI SI-MASDA, dan instruktur BLK). Hasil penelitian menunjukkan kesenjangan signifikan: kapabilitas sistem saat ini (M=3,50/5,00) dibandingkan kebutuhan Dashboard AI/ML (M=4,45/5,00), dengan kesenjangan 0,94 poin, sementara kematangan tata kelola COBIT mencapai Level 3+ (M=3,90/5,00). Kesiapan implementasi tergolong tinggi (M=3,94/5,00) dengan prioritas utama meliputi analitik Big Data (M=4,76), percepatan pencocokan pekerjaan (M=4,74), dan aksesibilitas mobile (M=4,71). Kerangka yang diusulkan menyediakan analisis CV otomatis, prediksi kesenjangan kompetensi secara real-time, dan jalur pembelajaran yang dipersonalisasi, selaras dengan rencana strategis RPJMD 2025–2029. Temuan ini memposisikan Kabupaten Bandung secara baik untuk penerapan AI berbasis tata kelola dan memungkinkan transisi yang adil menuju green jobs, pertanian cerdas, serta ekosistem kerja jarak jauh.

***Kata kunci**:* Machine Learning, Kesenjangan Kompetensi, COBIT 2019, Tata Kelola TI, *Natural Language Processing.*

Abstract

The convergence of Industry 4.0 technologies and global automation has created fundamental shifts in labor market demand structures, necessitating comprehensive and forward-looking skill gap mapping. This research presents an analytical framework integrating Machine Learning algorithms (Support Vector Machine, Random Forest, and BERT) with Natural Language Processing for predictive workforce skill analysis, implemented within the COBIT 2019 IT governance framework. Focusing on Bandung Regency, West Java—where textile manufacturing contributes 52% to regional GDP and employs 1.8 million workers with 6.2% unemployment (232,000 individuals)—this study evaluated structural vulnerabilities through empirical census data from 116 internal stakeholders (Disnaker employees, SI-MASDA IT staff, and BLK instructors). Results demonstrated significant gaps: current system capability (M=3.50/5.00) versus AI/ML dashboard needs (M=4.45/5.00), gap=0.94 points, while COBIT governance maturity achieved Level 3+ (M=3.90/5.00). Implementation readiness scored high (M=3.94/5.00), with top priorities including Big Data analytics (M=4.76), job matching acceleration (M=4.74), and mobile accessibility (M=4.71). The proposed framework provides automated CV analysis, real-time skill gap prediction, and personalized learning pathways, aligned with RPJMD 2025–2029 strategic plans. The findings position Bandung Regency favorably for governance-led AI deployment and enable a just transition toward green jobs, smart agriculture, and remote work ecosystems.

***Keywords**: Machine Learning, Skill Gap Analysis, COBIT 2019, IT Governance, Natural Language Processing*

1. PENDAHULUAN

Pertautan antara Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence/AI), Internet of Things (IoT), komputasi awan, dan Big Data Analytics telah mendisrupsi proses produksi tradisional secara radikal dan menandai era baru dalam lanskap ketenagakerjaan global. Transformasi ini memberikan dampak asimetris: menjanjikan efisiensi dan produktivitas yang belum pernah terjadi sebelumnya, namun pada saat yang sama menghadirkan ancaman eksistensial bagi pekerjaan repetitif dan manual yang rentan terhadap otomasi mekanis maupun algoritmik [1]. Proyeksi awal berbasis okupasi memperkirakan bahwa hampir separuh pekerjaan di negara maju secara teknis rentan terhadap komputerisasi [2], sedangkan bukti pada tingkat perusahaan kemudian menunjukkan bahwa adopsi robot industri menurunkan baik penyerapan tenaga kerja maupun upah pada pasar tenaga kerja lokal yang terdampak [3]. Outlook global terkini memproyeksikan pergeseran struktural yang besar, dengan puluhan juta peran yang diperkirakan hilang dan tercipta secara paralel dalam dekade ini, sehingga meningkatkan premi atas keterampilan analitis, teknologis, dan sosio-emosional [4]. Fenomena ini berkorelasi langsung dengan Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDGs) 8 (Pekerjaan Layak dan Pertumbuhan Ekonomi) dan 9 (Industri, Inovasi, dan Infrastruktur).

Penting dicatat bahwa perdebatan akademik telah bergeser dari proyeksi tingkat okupasi yang alarmis menuju penilaian berbasis tugas (task-based). Estimasi ulang berbasis tugas menunjukkan bahwa ketika heterogenitas tugas di dalam suatu okupasi diperhitungkan, proporsi pekerjaan yang berisiko tinggi terotomasi turun secara signifikan—sekitar 9% pada negara-negara OECD—sehingga menggeser penekanan kebijakan dari kekhawatiran pengangguran massal menuju rekomposisi tugas dan pelatihan ulang berskala besar [1]. Bagi ekonomi berkembang, pembingkaian ulang ini berimplikasi penting: kendala yang mengikat bukanlah substitusi teknologis semata, melainkan kapasitas institusional untuk mendeteksi permintaan keterampilan yang muncul secara dini dan menyesuaikan sistem pelatihan dengan cukup cepat [5]. Kapasitas antisipatif inilah—alih-alih administrasi pasar kerja yang reaktif—yang memotivasi kerangka analitik prediktif yang diusulkan dalam penelitian ini.

Kabupaten Bandung merepresentasikan miniatur tantangan industrialisasi Indonesia. Sebagai pusat manufaktur padat karya di Provinsi Jawa Barat, struktur ekonomi wilayah ini sangat bergantung pada sektor tekstil dan garmen. Adopsi Industri 4.0 pada sektor-sektor ini menimbulkan tekanan ganda: produktivitas berbasis otomasi versus perpindahan tenaga kerja. Namun, implementasi teknologi yang tidak terkelola berisiko menimbulkan kegagalan investasi, pelanggaran keamanan data, dan ketidakselarasan strategis—menegaskan kebutuhan kritis akan kerangka tata kelola TI yang terstruktur.

Bukti statistik dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan SI-MASDA menunjukkan bahwa sektor manufaktur menyumbang 52% terhadap Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Kabupaten Bandung, dengan pusat produksi terkonsentrasi di Kecamatan Rancaekek, Majalaya, dan Banjaran yang melayani pasar domestik maupun ekspor global [6]. Meskipun dominan secara industri, paradoks penyerapan tenaga kerja tetap terjadi. Dari 1,8 juta penduduk usia produktif, pengangguran bertahan pada 6,2% (sekitar 232.000 jiwa), dengan distribusi sektor 55,61% pada jasa, 37,59% pada manufaktur, dan 6,8% pada pertanian. Ketidakmampuan sektor manufaktur menyerap tenaga kerja secara proporsional—terutama pada kelompok berpendidikan tinggi—mengindikasikan kesenjangan kompetensi yang fundamental. Pola ini sejalan dengan temuan makroekonomi bahwa otomasi cenderung menggeser tenaga kerja pada tingkat sektoral meskipun penyerapan agregat tetap stabil [7].

Lingkungan kebijakan digital nasional menambah dorongan sekaligus kewajiban. Peraturan Presiden Nomor 95 Tahun 2018 tentang Sistem Pemerintahan Berbasis Elektronik (SPBE) mewajibkan layanan publik digital yang terintegrasi dan interoperabel pada seluruh instansi pemerintah, yang menjadi landasan regulasi pembangunan Dashboard analitik ketenagakerjaan [8]. Pada saat yang sama, Undang-Undang Nomor 27 Tahun 2022 tentang Pelindungan Data Pribadi (UU PDP) menetapkan kewajiban mengikat bagi institusi publik yang memproses data pribadi warga—termasuk daftar riwayat hidup, riwayat pekerjaan, dan catatan pelatihan—sehingga tata kelola data menjadi syarat desain yang tidak terpisahkan [9]. Oleh karena itu, setiap platform ketenagakerjaan berbasis AI dalam konteks ini harus dirancang secara simultan sebagai artefak teknis sekaligus sistem informasi yang tertata kelola.

Pendekatan reaktif konvensional—survei tahunan atau pembaruan kurikulum statis—terbukti terlalu lambat menghadapi evolusi teknologi yang eksponensial. Penelitian ini mengusulkan dua fokus kebaruan: (1) integrasi algoritme Machine Learning untuk pemetaan kesenjangan kompetensi yang proaktif dan prediktif; (2) implementasi kerangka tata kelola TI COBIT 2019 yang menjamin penerapan sistem AI yang terkelola, terukur, dan berkelanjutan pada konteks sektor publik di mana akuntabilitas, transparansi, dan efisiensi anggaran menjadi sangat penting [10]. Tinjauan pustaka yang dilakukan penulis digunakan pada bab Pendahuluan untuk menjelaskan perbedaan naskah ini dengan kajian terdahulu, sekaligus menegaskan unsur inovasinya. Tujuan penelitian ini mencakup empat hal: (1) merumuskan arsitektur Machine Learning

yang valid secara teoretis untuk deteksi kesenjangan kompetensi melalui analisis teks resume dan kebutuhan industri; (2) mengintegrasikan kerangka COBIT 2019 untuk menjamin implementasi Dashboard Ketenagakerjaan yang aman dan berkelanjutan; (3) menganalisis lanskap ketenagakerjaan dan tantangan otomasi di Kabupaten Bandung secara komprehensif; serta (4) memproyeksikan kerangka integrasi teknologi analitik ke dalam instrumen kebijakan publik yang mengikat, khususnya selaras dengan agenda prioritas RPJMD Kabupaten Bandung 2025–2029.

Industri 4.0 dicirikan oleh keterhubungan masif antara sistem fisik dan digital (Cyber-Physical Systems) dan semakin dipandang sebagai proses inovasi sosial yang penciptaan nilainya bergantung pada koevolusi teknologi, praktik organisasi, dan modal manusia [11], [12]. Paradigma Industri 5.0 melengkapi narasi ini dengan menekankan kembali kolaborasi manusia–mesin yang harmonis, menempatkan manusia sebagai pusat (human-centric) sembari memprioritaskan resiliensi ekosistem dan keberlanjutan lingkungan [13], [14]. Bagi wilayah manufaktur padat karya seperti Kabupaten Bandung, hal ini berimplikasi bahwa inteligensi kesenjangan kompetensi bukan sekadar fungsi layanan ketenagakerjaan, melainkan keniscayaan daya saing industri.

COBIT 2019 yang dikembangkan ISACA merupakan kerangka tata kelola dan manajemen TI yang diadopsi secara global. Berbeda dari versi sebelumnya, COBIT 2019 memperkenalkan konsep sistem tata kelola yang fleksibel dan dapat disesuaikan dengan konteks organisasi melalui sebelas faktor desain (design factors), yang dioperasionalkan ke dalam 40 tujuan tata kelola dan manajemen [10], [15]. Riset empiris menunjukkan bahwa implementasi COBIT 2019 pada instansi pemerintah Indonesia secara signifikan meningkatkan tingkat kapabilitas tata kelola TI, dengan studi pada pemerintahan kota memperlihatkan progresi dari Level 2 (Managed) ke Level 3 (Established) [16], [17]. Asesmen kapabilitas COBIT 2019 pada pemerintah daerah—seperti evaluasi sistem SIPERUMKIM di Salatiga—secara konsisten melaporkan kapabilitas awal pada Level 2–3 dengan peta jalan perbaikan yang terstruktur [18]. Pengukuran serupa pada perguruan tinggi dan perusahaan di Indonesia juga mengelompok pada Level 2–3, sehingga pencapaian penuh Level 3 masih merupakan pengecualian [19], [20]. Literatur faktor keberhasilan kritis menyepakati dukungan manajemen puncak, keselarasan tata kelola–strategi, komunikasi, dan pengukuran kinerja sebagai antesedennya [21], [22].

Analitik SDM memanfaatkan kemajuan Natural Language Processing (NLP) untuk pengukuran dan mitigasi kesenjangan pada tingkat individu. Inti algoritmik sistem semacam ini bertumpu pada teori pembelajaran statistik yang mapan: Support Vector Machine mencapai generalisasi yang tangguh pada ruang teks berdimensi tinggi melalui maksimalisasi margin [24], sedangkan Random Forest memberikan reduksi varians dan estimasi kepentingan fitur melalui ansambel pohon keputusan ter-bootstrap [25]—properti yang berguna untuk menjelaskan kompetensi pemicu prediksi kesenjangan. Eksperimen pada ratusan resume menunjukkan SVM dengan strategi One-Vs-Rest membedakan kelas keterampilan dengan akurasi operasional melampaui 96% [23]. Inovasi kontemporer dibangun atas arsitektur Transformer yang mekanisme self-attention-nya memungkinkan pengodean kontekstual paralel [26]; BERT memperluasnya dengan pra-pelatihan dwiarah yang unggul dalam pemahaman lintas bahasa [27]. Survei identifikasi keterampilan dari iklan lowongan daring mendokumentasikan konvergensi bidang ini pada pipeline hibrida [28], dan bukti berskala besar menunjukkan bahwa model ML yang dilatih atas jutaan iklan lowongan dapat memprediksi kelangkaan keterampilan okupasi setahun ke depan dengan kinerja macro-F1 di atas 80% [29], [30], [31].

Dashboard yang diusulkan berada dalam praktik internasional yang terus berkembang. Bukti OECD menunjukkan bahwa sekitar separuh layanan ketenagakerjaan publik (Public Employment Services/PES) di negara anggota telah menerapkan inisiatif AI, paling umum untuk mencocokkan pencari kerja dengan lowongan, dengan kasus penggunaan baru meliputi dukungan penyusunan lowongan dan bimbingan karier [32], [33]. Pada saat bersamaan, OECD menegaskan bahwa adopsi AI pada institusi pasar kerja memunculkan pertanyaan tata kelola yang mendesak terkait bias, transparansi, akuntabilitas, dan perlindungan data pekerja [34], [35]. Literatur inilah yang memotivasi keputusan desain utama penelitian ini—memadukan sistem ML dengan kerangka tata kelola TI formal sejak awal, alih-alih memperlakukan tata kelola sebagai pemenuhan kepatuhan pascapenerapan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif dengan fokus pada pemangku kepentingan internal sebagai pengguna dan pengelola Dashboard Ketenagakerjaan. Metode sensus menargetkan seluruh 116 anggota populasi finit pada tiga kelompok: pegawai Disnaker (n=61), personel TI SI-MASDA (n=24), dan instruktur BLK (n=41). Desain sensus dipilih alih-alih sampel probabilistik karena populasi pemangku kepentingan internal berukuran kecil, dapat dienumerasi penuh, dan heterogen

antarunit; enumerasi lengkap menghilangkan galat sampling dan memungkinkan perbandingan antarunit yang valid. Pengumpulan data menggunakan kuesioner terstruktur dengan 68 butir: 7 butir demografi, 61 pertanyaan tertutup skala Likert (1=Sangat Tidak Setuju, 5=Sangat Setuju) yang tersebar dalam lima bagian substantif (B: Pemahaman Kesenjangan Kompetensi, C: Kondisi Sistem Saat Ini, D: Kebutuhan Dashboard AI/ML, E: Tata Kelola COBIT 2019, F: Kesiapan Implementasi), serta 7 pertanyaan terbuka untuk wawasan kualitatif. Validitas isi instrumen ditetapkan melalui telaah pakar terhadap definisi tujuan COBIT 2019 [10] dan konstruk analitik keterampilan dari literatur [28].

2.1 Arsitektur Machine Learning

Arsitektur sistem yang diusulkan mengintegrasikan tiga algoritme ML dengan peran teoretis yang saling melengkapi: (1) BERT untuk analisis kontekstual dwiarah teks CV/deskripsi pekerjaan [27], memanfaatkan self-attention Transformer [26] untuk menangani alih-kode Indonesia–Inggris yang lazim pada CV daerah; (2) SVM untuk klasifikasi keterampilan multikelas dengan strategi One-Vs-Rest, memanfaatkan maksimalisasi margin pada ruang fitur TF-IDF yang renggang [24]; (3) Random Forest untuk prediksi kesenjangan kompetensi dan rekomendasi jalur pembelajaran yang dipersonalisasi, dipilih karena ketangguhan ansambel dan keluaran kepentingan fitur yang mendukung rekomendasi yang dapat dijelaskan [25]. Pipeline praproses NLP meliputi tokenisasi, penghapusan stop-word (Indonesia/Inggris), dan lematisasi, diikuti vektorisasi TF-IDF serta embedding BERT [31]. Sumber data mencakup repositori SI-MASDA, catatan Dashboard Ketenagakerjaan, dan kurikulum pelatihan BLK. Lapisan prediktif mengadopsi paradigma peramalan pasar kerja yang telah tervalidasi pada skala nasional [29], yang diadaptasi pada volume data tingkat kabupaten.

2.2 Kerangka Tata Kelola COBIT 2019

Prioritisasi tujuan tata kelola diturunkan melalui alur faktor desain COBIT 2019 [15]: strategi organisasi (keunggulan layanan publik di bawah RPJMD 2025–2029), profil risiko (sensitivitas data warga di bawah UU PDP [9]), peran strategis TI, dan persyaratan kepatuhan (mandat interoperabilitas SPBE [8]) secara kolektif mengangkat tujuan tata kelola terkait penetapan kerangka, risiko, keamanan, penyampaian solusi, dan pemantauan kinerja. Untuk konteks Kabupaten Bandung, tujuan prioritas meliputi EDM01 (Penetapan Kerangka Tata Kelola), EDM03 (Optimalisasi Risiko), APO01 (Kerangka Manajemen TI), APO13 (Manajemen Keamanan), BAI03 (Identifikasi Solusi), BAI07 (Manajemen Perubahan), DSS01 (Manajemen Operasi), DSS05 (Layanan Keamanan), dan MEA01 (Pemantauan Kinerja). Peta jalan kematangan menargetkan progresi dari Level 2 (Managed) pada 2025–2026, menuju Level 3 (Established) pada 2026–2027, hingga mencapai Level 4 (Predictable) pada 2028–2029.

2.3 Analisis Statistik

Statistik deskriptif menghitung rerata dan simpangan baku untuk setiap butir Likert. Analisis kesenjangan membandingkan kapabilitas sistem saat ini (Bagian C) terhadap kebutuhan Dashboard AI/ML (Bagian D). Asesmen kematangan COBIT mengevaluasi tingkat kapabilitas saat ini terhadap target Level 3 (Established). Uji Kruskal–Wallis menelaah perbedaan persepsi antarkelompok pemangku kepentingan; prosedur nonparametrik ini dipilih karena respons Likert bersifat ordinal dan ukuran kelompok tidak seimbang. Analisis isi kualitatif mengodekan respons terbuka untuk mengidentifikasi hambatan implementasi dan fitur prioritas.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Karakteristik Demografi (N=116)

Data sensus mencapai tingkat respons 100% (116/116 responden). Distribusi unit: Disnaker 44,0% (n=51), BLK 35,3% (n=41), SI-MASDA 20,7% (n=24). Distribusi jenis kelamin: laki-laki 67,2% (n=78), perempuan 32,8% (n=38). Usia didominasi 31–40 tahun (39,7%, n=46), diikuti 51–60 tahun (32,8%, n=38). Tingkat pendidikan: Sarjana 54,3% (n=63), Magister 36,2% (n=42), SMA 9,5% (n=11). Pengalaman kerja: 2–5 tahun (39,7%) dan 11–20 tahun (37,9%). Literasi TI didominasi tingkat sedang (86,2%, n=100), dengan hanya 9,5% melaporkan kemahiran tinggi/sangat tinggi—temuan yang justru mengisyaratkan dimensi risiko kapasitas SDM dalam implementasi.

3.2 Hasil Analisis Skala Likert

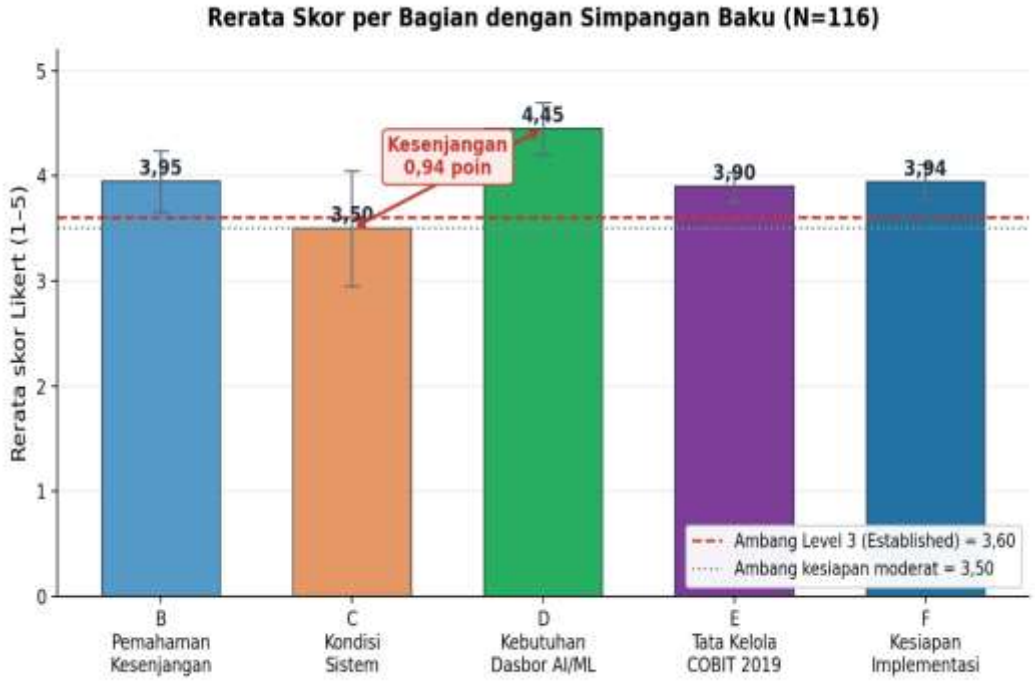
Tabel 1 menyajikan analisis skala Likert pada lima bagian utama. Bagian B (Pemahaman Kesenjangan Kompetensi) mencapai M=3,95/5,00 (SD=0,29), menunjukkan konsensus kuat atas urgensi kesenjangan kompetensi. Bagian C (Kondisi Sistem Saat Ini) memperoleh M=3,50/5,00 (SD=0,55), mengungkap kepuasan moderat terhadap infrastruktur yang ada, dengan kelemahan kritis pada aksesibilitas informasi pelatihan BLK (C5: M=2,24) dan kecukupan pelatihan TI staf (C8: M=3,12).

Tabel 1. Statistik Deskriptif per Bagian (N=116)

Bagian	Butir	Rerata	SD
B: Pemahaman Kesenjangan Kompetensi	10	3,95	0,29
C: Kondisi Sistem Saat Ini	12	3,50	0,55
D: Kebutuhan Dashboard AI/ML	12	4,45	0,25
E: Tata Kelola COBIT 2019	15	3,90	0,14
F: Kesiapan Implementasi	12	3,94	0,17

Catatan: skala Likert 1–5 (1=Sangat Tidak Setuju, 5=Sangat Setuju)

Visualisasi pola skor disajikan pada Gambar 3, yang menegaskan posisi Bagian C di bawah ambang kesiapan sekaligus lonjakan permintaan pada Bagian D, serta capaian Bagian E yang melampaui ambang Level 3.



Gambar 3. Analisis kesenjangan: kapabilitas sistem saat ini (C) versus kebutuhan Dashboard AI/ML (D), serta kematangan tata kelola COBIT (E) yang melampaui ambang Level 3

Bagian D (Kebutuhan Dashboard AI/ML) menunjukkan permintaan yang sangat tinggi (M=4,45/5,00, SD=0,25) dengan variansi minimal. Prioritas teratas: analisis tren Big Data (D7: M=4,76), percepatan pencocokan pekerjaan (D6: M=4,74), aksesibilitas mobile (D8: M=4,71), analisis CV otomatis (D2: M=4,52), dan notifikasi otomatis (D10: M=4,52). Bagian E (Tata Kelola COBIT 2019) mencapai M=3,90/5,00 (SD=0,14), melampaui ambang Level 3 (Established) sebesar 3,60, dengan konsensus sempurna pada kepatuhan UU PDP (E11: M=4,00) dan mekanisme pelaporan insiden (E13: M=4,00). Bagian F (Kesiapan Implementasi) memperoleh M=3,94/5,00 (SD=0,17), menegaskan kesiapan organisasi yang tinggi, dengan indikator terkuat pada kesediaan mengikuti pelatihan (F2: M=4,12) dan dukungan kepemimpinan (F4: M=4,09); tantangan teridentifikasi pada kecukupan anggaran (F3: M=3,59) dan infrastruktur (F6: M=3,62).

3.3 Analisis Kesenjangan dan Temuan Utama

Analisis kesenjangan kritis (Tabel 2) mengungkap bahwa Kebutuhan Dashboard (M=4,45) secara signifikan melampaui kapabilitas Sistem Saat Ini (M=3,50), menghasilkan kesenjangan substansial sebesar 0,94 poin ($p<0,001$). Defisiensi sebesar 26,9% ini mengukur ketidakpuasan pemangku kepentingan terhadap infrastruktur yang ada dan memvalidasi urgensi implementasi Dashboard AI/ML. Asesmen kematangan tata kelola menunjukkan tingkat saat ini (M=3,90) telah melampaui target Level 3 (3,60)

sebesar 0,30 poin, mengindikasikan fondasi tata kelola TI yang kuat secara tak terduga—prakondisi positif bagi adopsi teknologi lanjutan.

Tabel 2. Analisis Kesenjangan dan Asesmen Kematangan

Metrik Analisis	Skor	Interpretasi
Kebutuhan Dashboard vs Sistem Saat Ini	+0,94	Kesenjangan Signifikan
Kematangan COBIT Saat Ini	3,90/5,00	Level 3+
Target Level 3 (Established)	3,60/5,00	Terlampaui
Kesiapan Implementasi	3,94/5,00	Kesiapan Tinggi

3.4 Wawasan Kualitatif dari Respons Terbuka

Analisis isi terhadap respons terbuka mengidentifikasi hambatan implementasi utama: (1) keterbatasan sumber daya manusia (disebut 42% responden), khususnya kesenjangan kuantitas/kualitas staf TI; (2) kekhawatiran komitmen kepemimpinan (18%); (3) kendala anggaran (15%); dan (4) isu kualitas dan standardisasi data (12%). Fitur Dashboard yang paling diminta: analitik kesenjangan kompetensi real-time (67%), pencocokan pekerjaan otomatis berbasis rekomendasi AI (58%), aksesibilitas mobile bagi petugas lapangan (52%), integrasi dengan portal kerja eksternal (45%), dan identifikasi kesenjangan kurikulum BLK (38%).

3.5 Pembahasan dan Implikasi Teoretis

Hasil penelitian memvalidasi kerangka teoretis yang memadukan analitik prediktif berbasis ML dengan tata kelola TI terstruktur. Kesenjangan 0,94 poin antara kebutuhan dan kapabilitas secara empiris menegaskan urgensi intervensi teknologi pada layanan ketenagakerjaan publik, selaras dengan imperatif transformasi Industri 4.0 [11], [12]. Temuan ini juga mencerminkan trajektori internasional yang didokumentasikan OECD, di mana modernisasi PES semakin dipimpin AI dan berpusat pada pencocokan [32]; prioritas fitur yang dielisitasi di sini berkorespondensi erat dengan kasus penggunaan yang paling sering diterapkan PES negara anggota OECD [33].

Kematangan COBIT yang melampaui Level 3 berlawanan dengan asumsi umum tentang ketidakmatangan tata kelola TI sektor publik. Dibandingkan studi kapabilitas COBIT 2019 di Indonesia—yang umumnya menempatkan pemerintah daerah, perguruan tinggi, dan perusahaan pada Level 2–3 [18], [19], [20]—capaian M=3,90 Kabupaten Bandung merupakan observasi pada ekor atas, mengisyaratkan bahwa investasi infrastruktur TI, kepatuhan SPBE [8], dan kerangka kebijakan sebelumnya membangun fondasi yang lebih kuat dari perkiraan. Hal ini mendukung penekanan literatur faktor keberhasilan kritis pada komitmen kepemimpinan dan struktur tata kelola yang terlembaga [21].

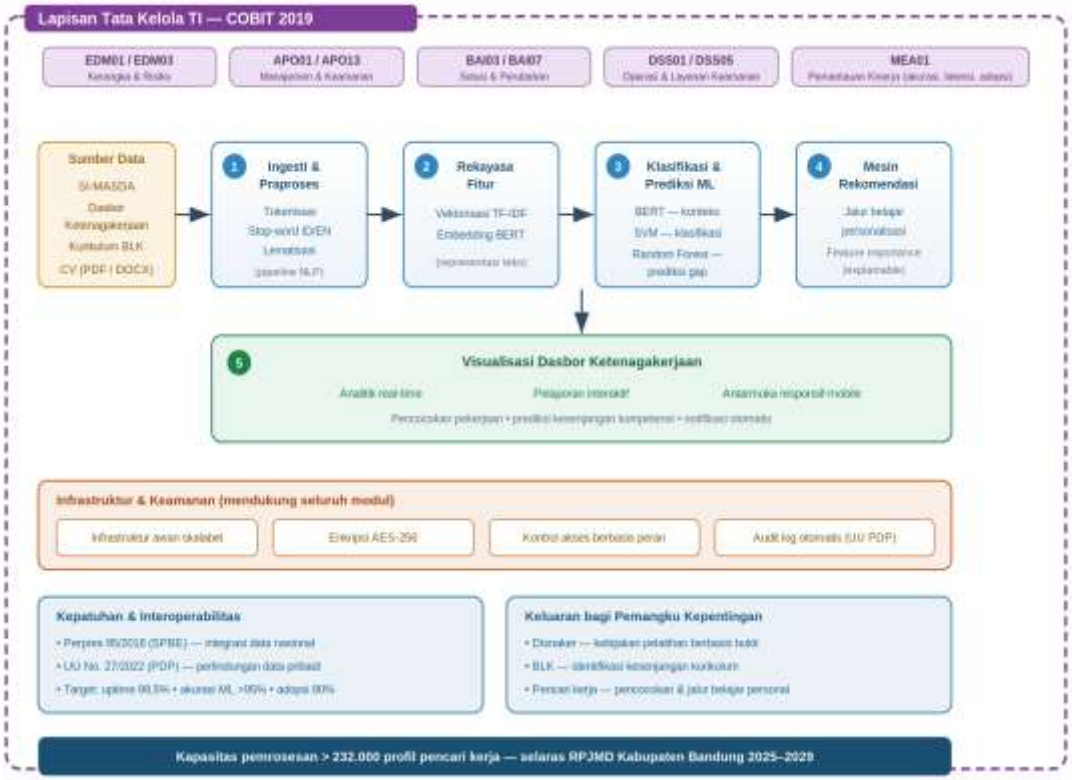
Kesiapan implementasi yang tinggi (M=3,94) dipadukan dengan tata kelola yang kuat (M=3,90) menciptakan kondisi optimal bagi adopsi teknologi lanjutan—konfigurasi yang jarang terdokumentasi pada konteks sektor publik negara berkembang. Dari perspektif penerimaan teknologi, pola respons ini memetakan secara langsung teori adopsi yang mapan: skor Bagian D mengoperasionalkan persepsi kemanfaatan yang tinggi [37], sementara Bagian E dan F menangkap kondisi pemfasilitasi dan pengaruh sosial yang kuat—prediktor inti niat perilaku dalam UTAUT [38]. Konvergensi seluruh prediktor di atas ambangnya, pada hakikatnya, merupakan uji penerimaan prapenerapan yang lolos sebelum satu baris kode produksi ditulis.

Dua kehati-hatian sisi tata kelola menyeimbangkan optimisme ini. Pertama, literatur AI sektor publik memperingatkan bahwa kapasitas implementasi—bukan antusiasme pemangku kepentingan—merupakan kendala yang mengikat, dengan integrasi sistem warisan, kekakuan pengadaan, dan kelangkaan keahlian ML sebagai titik kegagalan yang berulang [35]; sensus ini sendiri memunculkan risiko tersebut melalui 42% responden yang menyebut keterbatasan SDM dan hanya 9,5% yang melaporkan literasi TI tinggi. Kedua, layanan ketenagakerjaan algoritmik memproses data pribadi sensitif berskala besar, sehingga postur kepatuhan Dashboard di bawah UU PDP [9] serta penanganan bias dan keterjelasan (explainability) [34] harus dapat diaudit—membenarkan penyematan tujuan keamanan APO13 dan DSS05 serta pemantauan MEA01 sejak tahap desain. Bukti praktik lebih lanjut menunjukkan bahwa AI sektor publik berhasil ketika dilingkup sebagai augmentasi alur kerja yang ada, bukan transformasi radikal [36], [39].

3.6 Arsitektur Sistem yang Diusulkan

Berdasarkan temuan empiris, arsitektur Dashboard Ketenagakerjaan berbasis ML yang diusulkan disajikan pada Gambar 1. Arsitektur ini mengintegrasikan lapisan tata kelola COBIT dan terdiri atas lima modul inti: (1) Ingesti & Praproses Data—mengurai dokumen CV (PDF/DOCX), deskripsi pekerjaan, dan kurikulum BLK melalui pipeline NLP; (2) Rekayasa Fitur—vektorisasi TF-IDF dan pembangkitan

embedding BERT [27]; (3) Klasifikasi & Prediksi ML—SVM untuk kategorisasi keterampilan [24], Random Forest untuk prediksi kesenjangan [25]; (4) Mesin Rekomendasi—jalur pembelajaran yang dipersonalisasi, dengan kepentingan fitur Random Forest diekspos kepada petugas sebagai penjelasan berbahasa sederhana guna memenuhi ekspektasi keterjelasan AI sektor publik [34], [35]; (5) Visualisasi Dashboard—analitik real-time, pelaporan interaktif, dan antarmuka responsif-mobile. Lapisan tata kelola COBIT memastikan domain EDM memberi pengawasan strategis dan manajemen risiko; APO menangani kebijakan keamanan dan portofolio TI; BAI mengatur siklus pengembangan Agile dan penjaminan mutu; DSS memelihara operasi serta pemantauan SLA (target uptime 99,5%); dan MEA menerapkan pemantauan kinerja yang melacak akurasi ML (target >95%), latensi pemrosesan (<2 detik), dan adopsi pengguna (target 80%). Arsitektur ini mampu memproses lebih dari 232.000 profil pencari kerja dengan infrastruktur awan yang skalabel, penyimpanan data terenkripsi (AES-256), kontrol akses berbasis peran, dan pencatatan audit otomatis untuk kepatuhan UU PDP [9], dengan interoperabilitas data mengikuti mandat integrasi SPBE [8].



Gambar 1. Arsitektur Dashboard Ketenagakerjaan berbasis Machine Learning dengan lapisan tata kelola COBIT 2019

Inti analitik pada modul ketiga dijabarkan lebih lanjut pada Gambar 2, yang memperlihatkan alur kerja Machine Learning–NLP mulai dari teks mentah, praproses, representasi fitur (TF-IDF dan embedding BERT), pemodelan (SVM dan Random Forest), hingga keluaran berupa peta kesenjangan kompetensi dan jalur pembelajaran yang dipersonalisasi. Pemantauan kinerja model—akurasi, macro-F1, dan latensi—dilekatkan pada tujuan MEA01 COBIT 2019 agar mutu prediksi dapat diaudit secara berkelanjutan.



Gambar 2. Alur kerja Machine Learning–NLP: dari teks mentah menuju prediksi kesenjangan kompetensi

3.7 Peta Jalan Implementasi dan Rekomendasi

Peta jalan implementasi diselaraskan dengan lini masa RPJMD 2025–2029: Fase 1 (2025–2026)—desain sistem, pengembangan model ML, dokumentasi COBIT, uji coba purwarupa dengan 1.000 pencari kerja, dan pelatihan staf (100 personel); Fase 2 (2026–2027)—penerapan penuh melayani 232.000 pencari kerja, peluncuran aplikasi mobile, integrasi dengan portal kerja eksternal, dan progresi kematangan ke Level 3 (Established); Fase 3 (2028–2029)—analitik lanjutan (prediksi green jobs, pencocokan kerja jarak jauh), sertifikasi ISO 27001, dan kematangan mencapai Level 4 (Predictable). Modul green jobs pada Fase 3 mengoperasionalkan agenda transisi adil: bukti internasional menunjukkan bahwa penghijauan ekonomi menghasilkan penambahan kerja neto hanya bila sistem antisipasi keterampilan mengidentifikasi kompetensi hijau yang muncul cukup dini [40]. Faktor keberhasilan kritis yang teridentifikasi: (1) menjaga komitmen kepemimpinan melalui pembentukan IT Steering Committee [21]; (2) menutup kesenjangan kapasitas SDM melalui kemitraan dengan perguruan tinggi untuk keahlian ML; (3) mengamankan alokasi anggaran multitahun (estimasi investasi awal USD 500 ribu, pemeliharaan tahunan USD 150 ribu); (4) menerapkan manajemen perubahan yang tangguh; serta (5) menegakkan pemantauan berkelanjutan menggunakan proses MEA COBIT [10].

3.8 Keterbatasan dan Penelitian Lanjutan

Penelitian ini mengakui beberapa keterbatasan. Pertama, data sensus terfokus secara eksklusif pada pemangku kepentingan internal (Disnaker, SI-MASDA, BLK) tanpa menyertakan penerima manfaat eksternal (pencari kerja, pemberi kerja), sehingga membatasi ketergeneralisasian pada perspektif pengguna akhir. Kedua, desain lintas-seksi menangkap persepsi pada satu titik waktu sehingga tidak dapat melacak perubahan longitudinal pascapenerapan. Ketiga, asesmen kematangan COBIT bertumpu pada persepsi yang dilaporkan sendiri melalui satu instrumen sehingga rentan bias metode bersama; audit kapabilitas independen [15] akan memberikan validasi objektif. Keempat, angka kinerja ML diproyeksikan dari tolok ukur publikasi pada korpus non-Indonesia [23], [27], sehingga validasi lokal pada CV berbahasa Indonesia masih perlu dibuktikan. Penelitian lanjutan disarankan untuk: (1) melakukan evaluasi dampak pascapenerapan yang mengukur reduksi kesenjangan kompetensi dan akurasi prediksi ML aktual [29]; (2) melakukan studi komparatif antarkabupaten di Indonesia; (3) menelaah tantangan keberlanjutan jangka panjang termasuk pergeseran model (model drift) dan evolusi penerimaan teknologi [38]; serta (4) mengeksplorasi integrasi dengan basis data ketenagakerjaan nasional (SISNAKER) di bawah standar interoperabilitas SPBE [8].

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membangun fondasi empiris bagi implementasi Dashboard Ketenagakerjaan berbasis ML dalam kerangka tata kelola COBIT 2019 untuk menjawab tantangan disrupsi tenaga kerja pada transisi otomasi di Indonesia. Data sensus dari 116 pemangku kepentingan internal di Kabupaten Bandung menunjukkan kesenjangan signifikan antara kapabilitas sistem saat ini (M=3,50) dan kebutuhan Dashboard AI/ML (M=4,45), yakni 0,94 poin, yang mengukur urgensi intervensi teknologi. Secara tak terduga, kematangan tata kelola COBIT telah melampaui target Level 3 (M=3,90 berbanding ambang 3,60)—hasil pada ekor atas relatif terhadap asesmen kapabilitas COBIT 2019 di Indonesia—yang dipadukan kesiapan implementasi tinggi (M=3,94) menciptakan kondisi optimal bagi adopsi teknologi lanjutan. Arsitektur yang diusulkan, memadukan algoritme BERT, SVM, dan Random Forest dengan pengawasan COBIT, menghadirkan solusi yang sahih secara teknis sekaligus patuh tata kelola untuk menjawab prioritas analitik

Big Data (M=4,76), pencocokan pekerjaan otomatis (M=4,74), dan aksesibilitas mobile (M=4,71). Kerangka ini memungkinkan jalur transisi yang adil menuju green jobs, pertanian cerdas, dan ekosistem kerja jarak jauh sembari menjaga keamanan data, keandalan sistem, dan keselarasan strategis dengan agenda RPJMD 2025–2029. Kontribusi utamanya mencakup validasi empiris pertama atas kebutuhan Dashboard ketenagakerjaan AI/ML pada konteks kabupaten di Indonesia, demonstrasi bahwa kematangan COBIT sektor publik dapat melampaui ekspektasi, peta jalan praktis yang menjembatani kebutuhan teknis ML dengan kerangka tata kelola TI, serta rekomendasi kebijakan berbasis bukti bagi pengembangan tenaga kerja dalam transisi Industri 4.0–5.0. Keberhasilan implementasi menuntut komitmen kepemimpinan yang berkelanjutan, penguatan kapasitas SDM, kepastian anggaran multitahun, dan manajemen perubahan yang tangguh.

Referensi

[1] Arntz M, Gregory T, Zierahn U. Revisiting the risk of automation. *Economics Letters*. 2017; 159: 157-160.
[2] Frey CB, Osborne MA. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?. *Technological Forecasting and Social Change*. 2017; 114: 254-280.
[3] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*. 2020; 128(6): 2188-2244.
[4] World Economic Forum. *The Future of Jobs Report 2023*. Geneva: WEF; 2023.
[5] International Labour Organization. *Skills for a Greener Future: A Global View*. Geneva: ILO; 2019.
[6] Badan Pusat Statistik Kabupaten Bandung. *Kabupaten Bandung Dalam Angka 2024*. Soreang: BPS Kabupaten Bandung; 2024.
[7] Autor D, Salomons A. Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share. *Brookings Papers on Economic Activity*. 2018; 2018(1): 1-87.
[8] Presiden Republik Indonesia. *Peraturan Presiden Nomor 95 Tahun 2018 tentang Sistem Pemerintahan Berbasis Elektronik*. Jakarta; 2018.
[9] Republik Indonesia. *Undang-Undang Nomor 27 Tahun 2022 tentang Pelindungan Data Pribadi*. Jakarta; 2022.
[10] ISACA. *COBIT 2019 Framework: Introduction and Methodology*. Schaumburg: ISACA; 2018.
[11] Morrar R, Arman H, Mousa S. The fourth industrial revolution (Industry 4.0): A social innovation perspective. *Technology Innovation Management Review*. 2017; 7(11): 12-20.
[12] Xu M, David JM, Kim SH. The fourth industrial revolution: Opportunities and challenges. *International Journal of Financial Research*. 2018; 9(2): 90-95.
[13] Breque M, De Nul L, Petridis A. *Industry 5.0: Towards a Sustainable, Human-Centric and Resilient European Industry*. Luxembourg: Publications Office of the European Union; 2021.
[14] Maddikunta PKR, Pham QV, Prabadevi B, Deepa N, Dev K, Gadekallu TR, et al. Industry 5.0: A survey on enabling technologies and potential applications. *Journal of Industrial Information Integration*. 2022; 26: 100257.
[15] Steuperaert D. COBIT 2019: A significant update. *EDPACS*. 2019; 59(1): 14-18.
[16] Rahayu W, Nurdin IS, Kurnia D. IT governance assessment using COBIT 2019 framework: A case study in Indonesia higher education. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021; 1764: 012135.
[17] Hakim A, Sari EK. Measurement of information technology governance in government institutions using COBIT framework. *International Journal of Open Information Technologies*. 2021; 9(1): 72-80.
[18] Safitri A, Syafii I, Adi K. Identifikasi level pengelolaan tata kelola SIPERUMKIM Kota Salatiga berdasarkan COBIT 2019. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*. 2021; 5(3): 429-438.
[19] Dela Marcela E, Fianty MI. Performance evaluation IT governance on universities: COBIT 2019 approach with measurement capability levels. *Indonesian Journal of Computer Science*. 2023; 12(4): 1760-1772.
[20] Hardjadinata MB, Wiratama J. Capability assessment of IT governance using the 2019 COBIT framework for the IT business consultant industry. *International Journal of Science, Technology & Management*. 2023; 4(4): 1034-1039.
[21] Alreemy Z, Chang V, Walters R, Wills G. Critical success factors (CSFs) for information technology governance (ITG). *International Journal of Information Management*. 2016; 36(6): 907-916.
[22] Pereira R, da Silva MM. *A literature review: Guidelines and contingency factors for IT governance*. Proceedings of the European, Mediterranean & Middle Eastern Conference on Information Systems (EMCIS). Munich. 2012: 342-360.
[23] Ranjan K, Atal M, Garg A, Mehrotra D. *Resume classification system using natural language processing and machine learning*. Proceedings of the 2nd International Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications (ICIMIA). Bangalore. 2020: 558-563.
[24] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks. *Machine Learning*. 1995; 20(3): 273-297.
[25] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*. 2001; 45(1): 5-32.
[26] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, et al. *Attention is all you need*. Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS). Long Beach. 2017: 5998-6008.
[27] Devlin J, Chang MW, Lee K, Toutanova K. *BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding*. Proceedings of NAACL-HLT. Minneapolis. 2019: 4171-4186.
[28] Khaouja I, Kassou I, Ghogho M. A survey on skill identification from online job ads. *IEEE Access*. 2021; 9: 118134-118153.
[29] Dawson N, Rizoiu MA, Johnston B, Williams MA. *Predicting skill shortages in labor markets: A machine learning approach*. Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Big Data. Atlanta. 2020: 3052-3061.
[30] Verma A, Lamsal K, Verma P. An investigation of skill requirements in artificial intelligence and machine learning job advertisements. *Industry and Higher Education*. 2022; 36(1): 63-73.
[31] Zhang L, Wang S, Liu B. Deep learning for sentiment analysis: A survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*. 2018; 8(4): e1253.
[32] OECD. *A New Dawn for Public Employment Services: Service Delivery in the Age of Artificial Intelligence*. Paris: OECD Publishing; 2024.
[33] Broecke S. *Artificial intelligence and labour market matching*. OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 284. Paris: OECD Publishing; 2023.
[34] OECD. *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*. Paris: OECD Publishing; 2023.

[35] Wirtz BW, Weyerer JC, Geyer C. Artificial intelligence and the public sector—Applications and challenges. *International Journal of Public Administration*. 2019; 42(7): 596-615.
[36] Chua C, Lim WK, Soh C, Sia SK. Enacting clan control in complex IT projects: A social capital perspective. *MIS Quarterly*. 2012; 36(2): 577-600.
[37] Davis FD. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*. 1989; 13(3): 319-340.
[38] Venkatesh V, Morris MG, Davis GB, Davis FD. User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*. 2003; 27(3): 425-478.
[39] Davenport TH, Ronanki R. Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*. 2018; 96(1): 108-116.
[40] International Labour Organization. *World Employment and Social Outlook 2018: Greening with Jobs*. Geneva: ILO; 2018.