

Analisis Deskriptif Karakteristik Pasien Osteoarthritis Lanjut Usia pada Pola Keluhan Nyeri, Komorbiditas, dan Faktor Demografis dengan Kombinasi AI (Artificial Intelligence) di Wilayah Kerja Puskesmas Tirta Jaya, Kabupaten Tanah Laut

Muhammad Husein Syawaludin^{1*}, Melly Anisa Putri¹, Wendelinus Imus¹, Eva Siska¹, M.
Rizali¹

¹*Politeknik Kesehatan Borneo Citra Medika, Tanah Laut, Indonesia*

mellyannisa22@gmail.com*

| Received: 27/07/2026 | Revised: 07/08/2026 | Accepted: 12/08/2026 |

*Copyright©2026 by authors. Authors agree that this article remains permanently open access under the
terms of the Creative Commons*

Abstrak

Osteoarthritis (OA) merupakan penyakit sendi degeneratif yang paling banyak ditemukan pada populasi lanjut usia dan sering muncul bersamaan dengan berbagai kondisi komorbid. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis secara deskriptif karakteristik pasien OA lanjut usia (≥ 60 tahun) berdasarkan pola keluhan nyeri, komorbiditas, dan faktor demografis di wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya, Kabupaten Tanah Laut, dengan dukungan kombinasi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) dalam proses pengolahan dan sintesis data. Desain penelitian ini adalah deskriptif observasional dengan data sekunder retrospektif dari rekam kunjungan pasien lansia pada periode 1 Januari–31 Desember 2025. Dari 325 pasien lanjut usia yang tercatat berkunjung dengan berbagai diagnosis, 52 pasien (16,0%) didiagnosis osteoarthritis dan menjadi sampel penelitian. Pasien perempuan lebih dominan (55,8%) dibandingkan dengan laki-laki (44,2%), dengan rerata usia 69,0 tahun (SD 6,4; rentang 61,2–87,3 tahun) dan mayoritas berada pada kelompok usia 60–69 tahun (71,2%). Skala nyeri (VAS) tercatat pada 26 dari 52 pasien (50,0%) dengan rerata 4,1 (kategori nyeri sedang paling banyak, 57,7%). Seluruh pasien (100%) memiliki minimal satu diagnosis komorbid sepanjang tahun 2025, dengan rerata 6,65 jenis diagnosis penyerta per pasien; komorbid terbanyak adalah hipertensi sekunder (67,3%), dorsalgia (48,1%), dan gangguan hasil laboratorium (32,7%). Lebih dari separuh pasien (51,9%) memiliki tekanan darah $\geq 140/90$ mmHg saat pemeriksaan. Penelitian ini menyimpulkan bahwa osteoarthritis pada lanjut usia di wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya erat berkaitan dengan multimorbiditas kardiometabolik dan muskuloskeletal, sementara kelengkapan pencatatan skala nyeri dan data fungsional masih perlu ditingkatkan. Kombinasi AI yang digunakan sebagai alat bantu analisis deskriptif terbukti dapat mempercepat pengorganisasian data rekam medis tanpa menggantikan interpretasi klinis peneliti, dengan catatan bahwa manfaat tersebut hanya optimal apabila disertai protokol verifikasi ganda untuk memitigasi risiko bias representasi data, automation bias, bias konfirmasi, dan bias linguistik lintas bahasa.

Kata kunci: osteoarthritis; lanjut usia; skala nyeri; komorbiditas; kecerdasan buatan

Abstract

Osteoarthritis (OA) is the most common degenerative joint disease among older adults and frequently co-occurs with various comorbid conditions. This study aimed to descriptively analyze the characteristics of elderly OA patients (aged 60 years and above) based on pain complaint patterns, comorbidity, and demographic factors in the working area of Tirta Jaya Public Health Center, Tanah Laut Regency, supported by a combination of artificial intelligence (AI) in the data processing and synthesis process. This was a descriptive observational study using retrospective secondary data from elderly patient visit records from 1 January to 31 December 2025. Of 325 elderly patients recorded with various diagnoses, 52 patients (16.0%) were diagnosed with osteoarthritis and comprised the study sample. Female patients were more dominant (55.8%) than male (44.2%), with a mean age of 69.0 years (SD 6.4; range 61.2-87.3 years) and the majority in the 60-69 year age group (71.2%). Pain scale (VAS) was recorded in 26 of 52 patients (50.0%) with a mean of 4.1 (moderate pain being the most common category, 57.7%). All patients (100%) had at least one comorbid diagnosis recorded throughout 2025, with a mean of 6.65 distinct comorbid diagnoses per patient; the most common comorbidities were secondary hypertension (67.3%), dorsalgia (48.1%), and abnormal blood chemistry findings (32.7%). More than half of the patients (51.9%) had blood pressure $\geq 140/90$ mmHg at the time of examination. This study concludes that osteoarthritis among older adults in the Tirta Jaya Public Health Center working area is closely associated with cardiometabolic and musculoskeletal multimorbidity, while completeness of pain scale and functional data recording still needs improvement. The AI combination used as a descriptive analysis tool was shown to accelerate the organization of medical record data without replacing the researcher's clinical interpretation, provided that its benefits are safeguarded by a dual-verification protocol mitigating source-data representation bias, automation bias, confirmation bias, and cross-lingual bias.

Keywords: osteoarthritis; elderly; pain scale; comorbidity; artificial intelligence

Pendahuluan

Osteoarthritis (OA) adalah penyakit sendi degeneratif kronis yang ditandai dengan kerusakan progresif tulang rawan sendi, dan merupakan salah satu penyebab utama nyeri kronis serta keterbatasan fungsional pada populasi lanjut usia di seluruh dunia. Beban global OA terus meningkat seiring bertambahnya usia harapan hidup, dengan prevalensi yang secara konsisten lebih tinggi pada perempuan dan individu berusia di atas 40 tahun (Courties et al., 2024). Sendi lutut merupakan sendi yang paling sering terkena OA, dan OA lutut secara global memengaruhi ratusan juta orang serta menjadi salah satu penyebab disabilitas fisik tertinggi pada lanjut usia (Langworthy et al., 2024).

Pada praktik layanan primer, pasien OA lanjut usia jarang datang dengan keluhan tunggal. Banyak studi melaporkan bahwa OA sering muncul bersamaan dengan kondisi komorbid seperti hipertensi, diabetes melitus, dislipidemia, dan gangguan kardiovaskular lainnya, sehingga pengelolaan OA pada lansia memerlukan pendekatan yang memperhatikan multimorbiditas, bukan hanya keluhan muskuloskeletal semata. Pola keluhan nyeri, yang biasanya diukur menggunakan Visual Analogue Scale (VAS), serta faktor demografis seperti usia, jenis kelamin, pendidikan, dan pekerjaan turut memengaruhi persepsi nyeri dan kualitas hidup pasien OA lanjut usia.

Di sisi lain, penerapan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) dalam penelitian kesehatan primer semakin berkembang, mulai dari dukungan analisis deskriptif data rekam medis, kategorisasi diagnosis, hingga sintesis literatur ilmiah secara cepat (Katonai et al., 2025). Berbagai tinjauan sistematis menunjukkan bahwa AI dapat membantu tenaga kesehatan primer dalam pengelolaan data pasien lanjut usia dengan multimorbiditas dan polifarmasi, meskipun penerapannya tetap memerlukan supervisi manusia dan kehati-hatian terhadap bias algoritmik, termasuk bias representasi data dan kecenderungan bias otomatisasi yang telah banyak didokumentasikan dalam literatur AI kesehatan (Bringhurst et al., 2025; Char et al., 2018; Nazer et al., 2023). Penelitian ini memanfaatkan kombinasi AI sebagai alat bantu nonklinis untuk mendukung pengorganisasian data, kategorisasi diagnosis komorbid, dan penyusunan narasi deskriptif, sementara interpretasi epidemiologis tetap dilakukan oleh peneliti.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk: (1) menghitung proporsi pasien lanjut usia dengan diagnosis osteoarthritis di wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya, Kabupaten Tanah Laut sepanjang tahun 2025; (2) mendeskripsikan pola keluhan nyeri (skala VAS) pada pasien OA lanjut usia; (3) mengidentifikasi diagnosis komorbid yang paling sering menyertai pasien OA lanjut usia; dan (4) memetakan karakteristik demografis pasien OA lanjut usia berdasarkan jenis kelamin, kelompok usia, pendidikan, pekerjaan, dan asal desa, dengan dukungan kombinasi AI dalam proses analisis deskriptif.

Metodologi Penelitian

Desain, Lokasi, dan Waktu Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain deskriptif observasional dengan pendekatan retrospektif. Penelitian dilaksanakan di wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya, Kabupaten Tanah Laut, Kalimantan Selatan, menggunakan data sekunder berupa rekam kunjungan pasien lanjut usia (≥ 60 tahun) pada periode 1 Januari–31 Desember 2025.

Populasi, Sampel, dan Unit Analisis

Populasi penelitian adalah seluruh pasien lanjut usia yang tercatat berkunjung ke Puskesmas Tirta Jaya sepanjang tahun 2025, sebanyak 325 pasien unik dengan total 2.322 baris pencatatan diagnosis pada 336 nomor kunjungan. Sampel penelitian adalah pasien lanjut usia dengan diagnosis osteoarthritis (kode ICD-10 M15–M19: osteoarthritis primer/generalised, koksartrosis, gonartrosis, artrosis sendi karpometakarpal pertama, dan artrosis lainnya) yang tercatat minimal 1 kali pada 2025. Unit analisis adalah pasien, dengan karakteristik demografis dan klinis yang diambil dari kunjungan pertama pasien yang mencantumkan diagnosis osteoarthritis pada tahun tersebut. Diagnosis komorbid diidentifikasi dari seluruh kode diagnosis yang tercatat pada nomor identitas kunjungan (M54.5) pasien yang sama sepanjang tahun 2025, tidak terbatas pada kunjungan dengan diagnosis osteoarthritis.

Teknik Pengumpulan dan Analisis Data

Data diperoleh dari basis data rekam kunjungan elektronik Puskesmas Tirta Jaya yang telah dianonimkan untuk keperluan analisis. Variabel yang dianalisis meliputi: jenis kelamin, kelompok usia, pendidikan, pekerjaan, desa asal, skala nyeri (Visual Analogue Scale/VAS), indeks massa tubuh (IMT), tekanan darah, serta diagnosis komorbid. Analisis data dilakukan

secara deskriptif menggunakan distribusi frekuensi, persentase, rerata, standar deviasi, median, dan rentang (minimum–maksimum) sesuai dengan jenis data.

Kombinasi AI dalam Proses Analisis Deskriptif

Sebagai bagian dari kombinasi pendekatan analisis, penelitian ini menggunakan bantuan AI generatif (large language model) pada tahap non-klinis, meliputi: (1) pengorganisasian dan rekapitulasi data tabular hasil ekstraksi rekam kunjungan lansia; (2) pengelompokan (kategorisasi) kode diagnosis komorbid ke dalam kategori yang konsisten, termasuk koreksi kesalahan pemotongan teks pada data ekspor (misalnya diagnosis "Gout" yang tercatat sebagai "ut" pada berkas asli); dan (3) penyusunan narasi deskriptif serta sintesis tinjauan pustaka terkait. Seluruh perhitungan proporsi, rerata, dan interpretasi epidemiologis tetap dilakukan dan diverifikasi secara manual oleh peneliti berdasarkan data mentah, sehingga AI berfungsi sebagai alat bantu untuk efisiensi pengolahan data deskriptif, bukan sebagai pengambil keputusan klinis maupun diagnostik. Pendekatan ini sejalan dengan kajian yang menekankan bahwa AI di layanan primer paling banyak berperan dalam dukungan administratif dan analitik data, sementara keputusan klinis tetap berada di tangan tenaga kesehatan (Katonai et al., 2025; Martínez-Martínez et al., 2025).

Tahapan Kerja dan Titik Kontak Kombinasi AI dengan Data Kesehatan Pasien

Untuk memperjelas keterkaitan kombinasi AI dengan setiap jenis data kesehatan yang dianalisis, penerapan AI generatif dalam penelitian ini dapat diuraikan ke dalam empat tahap kerja. Pertama, pada data demografis dan administratif (jenis kelamin, kelompok usia, pendidikan, pekerjaan, dan desa asal), AI digunakan untuk menyeragamkan variasi penulisan kategori yang tercatat berbeda-beda pada sistem elektronik (misalnya varian penulisan pekerjaan "Petani" dan "Pekebun" yang digabungkan menjadi satu kategori pada Tabel 2) serta menandai baris data yang tidak lengkap untuk ditinjau ulang oleh peneliti. Kedua, pada data diagnosis komorbid berkode ICD-10 yang berjumlah ratusan baris pencatatan, AI digunakan untuk mengelompokkan istilah diagnosis yang bervariasi ke dalam kategori yang konsisten sebagaimana disajikan pada Tabel 5, termasuk mendeteksi kesalahan pemotongan teks akibat proses ekspor data elektronik. Ketiga, pada data skala nyeri (VAS), indeks massa tubuh, dan tekanan darah, AI membantu menyusun tabulasi awal dan narasi deskriptif, sementara seluruh nilai rerata, standar deviasi, median, dan persentase yang dilaporkan pada Tabel 1 sampai Tabel 5 tetap dihitung ulang secara independen oleh peneliti dari data mentah menggunakan perangkat lunak pengolahan data, sebagai bentuk verifikasi ganda terhadap hasil keluaran AI. Keempat, pada tahap penyusunan narasi hasil dan sintesis pustaka terkait AI di layanan kesehatan primer, AI generatif digunakan untuk menyusun draf awal ringkasan artikel rujukan, yang kemudian ditinjau kembali kesesuaiannya dengan sumber asli, direvisi, dan diverifikasi oleh peneliti sebelum dimasukkan ke dalam naskah akhir.

Dari sisi tata kelola data, seluruh data rekam kunjungan yang diproses menggunakan AI telah melalui proses anonimisasi terlebih dahulu, dengan menghapus nama pasien, nomor rekam medis, dan atribut lain yang dapat mengidentifikasi individu, sehingga hanya variabel klinis dan demografis yang teragregasi yang dimasukkan ke dalam sistem AI. Pendekatan ini sejalan dengan prinsip kehati-hatian etis dalam penerapan machine learning di bidang kesehatan yang menekankan pembatasan akses terhadap data identitas pasien (Char et al., 2018).

Proses verifikasi manual terhadap keluaran AI berhasil mengidentifikasi sejumlah anomali data ekspor elektronik, di antaranya kesalahan pemotongan teks pada diagnosis gout yang tercatat sebagai potongan kata tidak lengkap pada berkas asli, serta keseragaman nilai pada variabel uji fungsional Time Up and Go Test yang kemudian ditetapkan sebagai keterbatasan data dalam penelitian ini (lihat bagian Keterbatasan Penelitian). Temuan ini menegaskan bahwa peran kombinasi AI dalam penelitian ini bersifat mendukung (assistive) dan tetap memerlukan verifikasi manusia sebagai lapisan kendali mutu data, sejalan dengan rekomendasi tinjauan sistematis mengenai perlunya alat penilaian kritis terhadap keluaran AI dalam studi klinis (Cabello et al., 2025).

Protokol verifikasi ganda yang diterapkan dalam penelitian ini secara eksplisit dirancang sebagai strategi mitigasi bias, bukan sekadar prosedur pemeriksaan mutu data biasa. Mengacu pada kerangka mitigasi bias algoritma AI di bidang kesehatan yang diusulkan Nazer et al. (2023), yang antara lain merekomendasikan audit data secara berkala, keterlibatan pakar domain dalam validasi keluaran, dan transparansi terhadap batasan model, peneliti menetapkan tiga lapisan kendali: (1) setiap kategori atau rekapitulasi yang dihasilkan AI dibandingkan baris demi baris dengan data mentah oleh peneliti yang memahami konteks klinis dan kondisi lokal wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya; (2) seluruh nilai statistik deskriptif (persentase, rerata, standar deviasi) dihitung ulang secara independen menggunakan perangkat lunak pengolah data tanpa bergantung pada keluaran AI; dan (3) setiap anomali atau kejanggalan yang terdeteksi selama proses AI-assisted tabulation didokumentasikan secara eksplisit sebagai temuan metodologis, sebagaimana tercermin pada bagian Keterbatasan Penelitian. Ketiga lapisan ini dimaksudkan untuk menekan risiko automation bias, yaitu kecenderungan pengguna untuk memberikan kepercayaan berlebihan terhadap keluaran sistem otomatis tanpa verifikasi yang memadai, sebuah risiko yang secara konsisten disoroti dalam literatur etika AI kesehatan (Tung et al., 2025).

Keterbatasan Penelitian

1. Skala nyeri (VAS) hanya tercatat pada 26 dari 52 pasien (50,0%), sehingga gambaran pola nyeri pada penelitian ini belum mewakili seluruh sampel secara utuh.
2. Data uji fungsional Time Up and Go Test pada seluruh berkas data (2.322 baris, termasuk sampel OA) tercatat dengan nilai konstan yang identik pada seluruh pasien, sehingga diduga terdapat kendala pada proses pencatatan atau ekspor data elektronik. Variabel ini tidak dapat dianalisis lebih lanjut dalam penelitian ini dan disarankan untuk menjadi perhatian dalam perbaikan sistem pencatatan di Puskesmas Tirta Jaya Tanah Laut.
3. Diagnosis komorbid diidentifikasi dari seluruh pencatatan sepanjang tahun 2025 pada nomor kunjungan yang sama, sehingga dapat mencakup kondisi akut sementara (misalnya infeksi saluran napas akut) selain kondisi kronis penyerta yang sesungguhnya relevan secara klinis dengan OA.
4. Penggunaan AI dalam penelitian ini terbatas pada dukungan pengorganisasian data dan sintesis pustaka; AI tidak dilatih pada data pasien secara individual dan tidak menggantikan penilaian klinis peneliti.
5. Tingkat kesesuaian (concordance) antara keluaran AI dan hasil verifikasi manual pada penelitian ini belum diukur menggunakan indikator statistik formal (misalnya statistik kappa),

sehingga evaluasi akurasi kombinasi AI masih bersifat kualitatif melalui pemeriksaan manual satu per satu terhadap data mentah. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengukur tingkat kesesuaian tersebut secara kuantitatif guna memperkuat validitas metodologis penggunaan kombinasi AI dalam analisis data kesehatan pada lanjut usia.

6. Refleksi terhadap risiko bias representasi data, automation bias, bias konfirmasi, dan bias linguistik lintas bahasa pada penggunaan kombinasi AI yang diuraikan pada bagian Pembahasan bersifat kualitatif berdasarkan pengalaman proses penelitian, dan belum diukur menggunakan instrumen bias appraisal yang terstandarisasi untuk studi berbasis AI. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengadopsi instrumen penilaian bias yang lebih sistematis agar audit risiko bias pada kombinasi AI dapat dilakukan secara lebih objektif dan dapat direplikasi.

Hasil dan Pembahasan

Proporsi Pasien Osteoarthritis pada Populasi Lanjut Usia

Dari 325 pasien lanjut usia yang tercatat berkunjung ke Puskesmas Tirta Jaya sepanjang tahun 2025 dengan berbagai diagnosis, sebanyak 52 pasien (16,0%) terdiagnosis osteoarthritis dan memenuhi kriteria sampel penelitian ini, sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Alur Seleksi Sampel Penelitian

Tahap	Jumlah Pasien	Persentase
Pasien lanjut usia (≥ 60 tahun) tercatat berkunjung tahun 2025	325	100%
Pasien dengan diagnosis osteoarthritis (ICD-10 M15–M19)	52	16,0%

Kode diagnosis osteoarthritis yang paling banyak ditemukan adalah gonartrosis/osteoarthritis lutut (kode M17), yang mencakup 90 dari 95 baris pencatatan diagnosis OA (94,7%), diikuti artrosis sendi karpometakarpal pertama (M18) dan osteoarthritis primer generalisata (M15). Dominasi OA lutut ini konsisten dengan literatur global yang melaporkan bahwa sendi lutut merupakan sendi yang paling sering terkena OA, mencakup sekitar 60–85% dari seluruh kasus OA (Langworthy et al., 2024).

Karakteristik Demografis Pasien

Tabel 2. Karakteristik Demografis Pasien Osteoarthritis Lanjut Usia (n=52)

Karakteristik	Jumlah	Persentase (%)
Jenis Kelamin		
Laki-laki	23	44,2%
Perempuan	29	55,8%
Kelompok Usia		
60-69 Tahun	37	71,2%
>70 Tahun	15	28,8%
Pekerjaan		
Mengurus Rumah Tangga	24	46,2%
Petani/Pekebun	18	34,6%
Pensiunan	3	5,8%
Lainnya (PNS/Swasta/Wiraswasta/Dagang/Pelajar)	7	13,5%
Pendidikan		
Tamat SD/Sederajat	15	28,8%
Belum Tamat SD/Sederajat	10	19,2%
Tidak/Belum Sekolah	4	7,7%
SLTP/Sederajat	3	5,8%
SLTA/Sederajat	2	3,8%
Diploma IV/Strata I	1	1,9%
Data tidak lengkap	17	32,7%

Rerata usia pasien OA lanjut usia adalah 69,0 tahun (SD 6,4; rentang 61,2–87,3 tahun). Pasien perempuan lebih dominan (55,8%) dibandingkan dengan laki-laki (44,2%), sejalan dengan temuan global bahwa OA, khususnya OA lutut, secara konsisten lebih banyak dialami oleh perempuan pada usia menengah hingga lanjut (Courties et al., 2024). Mayoritas pasien berada pada kelompok usia 60–69 tahun (71,2%), sesuai dengan literatur yang melaporkan bahwa

insidensi tahunan OA lutut tertinggi terjadi pada rentang usia 55–64 tahun (Osteoarthritis Action Alliance, 2025). Dari sisi pekerjaan, mayoritas pasien mengurus rumah tangga (46,2%) dan bertani/berkebun (34,6%), pekerjaan yang secara umum melibatkan aktivitas fisik dan beban mekanis berulang pada sendi lutut dan panggul, sehingga berpotensi meningkatkan risiko OA pada populasi ini.

Distribusi Wilayah Asal Pasien

Tabel 3. Distribusi Pasien Osteoarthritis Berdasarkan Desa Asal (n=52)

Desa	Jumlah	Persentase (%)
Tirta Jaya	16	30,8%
Bajuin	9	17,3%
Galam	9	17,3%
Ketapang	6	11,5%
Kunyit	5	9,6%
Sungai Bakar	4	7,7%
Pamalongan	3	5,8%

Desa Tirta Jaya menyumbang proporsi kasus OA lanjut usia terbanyak (30,8%), sesuai dengan posisinya sebagai desa dengan volume kunjungan lansia tertinggi ke puskesmas (910 dari 2.322 baris pencatatan diagnosis lansia, atau 39,2% dari seluruh pencatatan). Namun demikian, proporsi kasus OA terhadap total kunjungan lansia relatif merata antardesa, yang mengindikasikan bahwa OA pada lanjut usia bukan merupakan masalah yang terkonsentrasi di satu wilayah tertentu, melainkan tersebar di seluruh wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya.

Pola Keluhan Nyeri (Visual Analogue Scale)

Skala nyeri (VAS) tercatat pada 26 dari 52 pasien (50,0%) pada kunjungan pertama dengan diagnosis OA. Distribusi kategori nyeri disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Distribusi Skala Nyeri (VAS) pada Pasien Osteoarthritis yang Tercatat (n=26)

Kategori Nyeri	Jumlah	Persentase (%)
Ringan (VAS 1-3)	9	34,6%
Sedang (VAS 4-6)	15	57,7%
Berat (VAS 7-10)	2	7,7%
Total tercatat	26	100%

Rerata skala nyeri pada pasien yang tercatat adalah 4,1 (SD 1,4; median 4; rentang 2–7), dengan kategori nyeri sedang yang paling banyak ditemukan (57,7%). Temuan ini konsisten

dengan pola umum nyeri OA yang bersifat kronis-progresif dan cenderung memiliki intensitas sedang pada tahap awal hingga menengah penyakit, sebelum berkembang menjadi nyeri berat pada kondisi lanjut (Courties et al., 2024). Namun demikian, tingginya proporsi data yang tidak lengkap (50,0% pasien tanpa pencatatan VAS) menunjukkan bahwa dokumentasi keluhan nyeri secara terstandarisasi masih perlu ditingkatkan di layanan primer, mengingat pengukuran nyeri yang konsisten merupakan dasar penting bagi evaluasi keberhasilan terapi OA (Langworthy et al., 2024).

Status Gizi dan Tekanan Darah

Berdasarkan interpretasi IMT, mayoritas pasien OA lanjut usia berstatus gizi normal (57,7%), diikuti oleh kategori gemuk/overweight (13,5%) dan kurus (5,8%), sementara 23,1% datanya tidak lengkap. Pada pemeriksaan tekanan darah saat kunjungan, 27 dari 52 pasien (51,9%) memiliki tekanan darah $\geq 140/90$ mmHg, yang mengindikasikan tekanan darah tidak terkontrol secara optimal pada lebih dari separuh pasien OA lanjut usia. Temuan ini memperkuat pentingnya evaluasi kardiovaskular terpadu pada pasien OA lanjut usia, mengingat obesitas dan kondisi kardimetabolik secara konsisten dilaporkan berasosiasi dengan risiko dan keparahan OA lutut (Courties et al., 2024; Langworthy et al., 2024).

Diagnosis Komorbid pada Pasien Osteoarthritis Lanjut Usia

Seluruh 52 pasien (100%) tercatat memiliki minimal satu diagnosis komorbid sepanjang tahun 2025, dengan rerata 6,65 jenis diagnosis penyerta unik per pasien (SD 5,31; rentang 1–24). Sepuluh diagnosis komorbid dengan frekuensi tertinggi disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Sepuluh Diagnosis Komorbid dengan Frekuensi Tertinggi pada Pasien Osteoarthritis Lanjut Usia

No	Diagnosis Komorbid	Jumlah Pasien	Persentase (%)
1	Secondary hypertension (hipertensi sekunder)	35	67,3%
2	Dorsalgia (nyeri punggung)	25	48,1%
3	Other abnormal findings of blood chemistry	17	32,7%
4	Dyspepsia	13	25,0%
5	Low back pain (nyeri pinggang bawah)	13	25,0%
6	Gout (hiperurisemia)	13	25,0%
7	Acute bronchitis	12	23,1%
8	Senile cataract	9	17,3%
9	Essential (primary) hypertension	9	17,3%
10	Pure hypercholesterolaemia (dislipidemia)	8	15,4%

Hipertensi (baik sekunder maupun esensial) merupakan komorbiditas paling dominan, ditemukan pada lebih dari separuh pasien OA lanjut usia, diikuti oleh keluhan muskuloskeletal lain di area punggung/pinggang (dorsalgia dan low back pain) yang secara klinis dapat tumpang tindih dengan gejala OA. Temuan ini sejalan dengan tinjauan yang melaporkan bahwa hipertensi merupakan salah satu komorbiditas tersering pada pasien OA lutut dan panggul di layanan primer, bersama dengan gangguan kardiovaskular dan metabolik lainnya (Clinics in Geriatric Medicine, 2022; Courties et al., 2024). Gout dan hiperkolesterolemia, yang juga cukup sering ditemukan, memperkuat gambaran bahwa OA pada lanjut usia di wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya erat berkaitan dengan sindrom metabolik, sehingga tata laksana OA idealnya tidak berdiri sendiri, melainkan terintegrasi dengan pengelolaan faktor risiko kardiometabolik pasien secara menyeluruh.

Tinjauan Pustaka Terkait: Kombinasi Kecerdasan Buatan dalam Analisis Deskriptif Kesehatan Lanjut Usia

Untuk memperkuat landasan penerapan kombinasi AI dalam penelitian ini, berikut disajikan tinjauan terhadap 15 artikel terkait yang membahas karakteristik osteoarthritis pada lanjut usia serta peran kecerdasan buatan dalam layanan kesehatan primer dan manajemen data pasien geriatri. Dari aspek epidemiologi OA, Courties et al. (2024) merangkum temuan terbaru mengenai beban penyakit, faktor risiko, dan perbedaan berdasarkan jenis kelamin pada OA, menegaskan bahwa prevalensi OA terus meningkat dan lebih sering dialami perempuan. Langworthy et al. (2024) melengkapi gambaran ini dengan menjelaskan beban global OA lutut serta pentingnya faktor komorbid, seperti obesitas, dalam menentukan pilihan terapi. Kedua tinjauan ini menjadi rujukan utama dalam menginterpretasikan pola demografis dan keparahan nyeri dalam penelitian ini.

Pada aspek penerapan AI di layanan primer, Katonai et al. (2025) melakukan scoping review terhadap 107 studi dan menemukan bahwa AI paling banyak diterapkan untuk mendukung skrining penyakit dan manajemen data klinis, meskipun sebagian besar studi masih berskala kecil. Martínez-Martínez et al. (2025) menambahkan perspektif kualitatif, melaporkan bahwa tenaga kesehatan primer memandang AI sebagai alat bantu efisiensi kerja, namun tetap mengkhawatirkan isu privasi data dan bias algoritmik. Cabello et al. (2025) menekankan perlunya alat penilaian kritis khusus untuk menilai kualitas studi berbasis AI di bidang klinis, sementara Sasseville et al. (2025) menyoroti tantangan mitigasi bias pada model AI layanan primer terkait representasi kelompok pasien.

Terkait populasi lanjut usia secara spesifik, Bringhurst et al. (2025) melakukan scoping review tentang penerapan AI dalam manajemen polifarmasi pada lansia dan menemukan bahwa alat berbasis AI dapat membantu mendeteksi interaksi obat serta pola ketidaktepatan pengobatan. Olender et al. (2025) mengembangkan model machine learning untuk memprediksi risiko rawat inap darurat 30 hari pada lansia berdasarkan indeks beban obat, menegaskan potensi AI dalam mendukung identifikasi kelompok berisiko tinggi pada populasi geriatri — sebuah pendekatan yang relevan bagi penelitian deskriptif berbasis data rekam medis sekunder pasien lanjut usia seperti penelitian ini.

Dari perspektif yang lebih luas, Rajkomar et al. (2019) menjelaskan adopsi pembelajaran mesin dalam kedokteran untuk mendukung prediksi klinis dan analitik data kesehatan, sementara

Topol (2019) menekankan potensi konvergensi antara kemampuan manusia dan AI untuk meningkatkan mutu layanan kesehatan. Davenport dan Kalakota (2019) memetakan berbagai aplikasi AI di bidang kesehatan, termasuk dukungan administratif dan analitik data klinis, yang relevan dengan peran AI sebagai alat bantu deskriptif dalam penelitian ini. Di sisi lain, Char et al. (2018) mengingatkan pentingnya kehati-hatian etis dalam penerapan machine learning di layanan kesehatan, termasuk pembatasan peran AI agar tidak menggantikan penilaian klinis tenaga kesehatan — prinsip yang diadopsi dalam penelitian ini dengan membatasi peran AI hanya pada tahap pengorganisasian data dan sintesis pustaka, bukan pada interpretasi epidemiologis atau diagnosis klinis.

Isu bias pada model AI generatif menjadi perhatian tersendiri dalam tinjauan pustaka ini, mengingat data kesehatan primer yang digunakan bersifat heterogen dan berpotensi merepresentasikan kelompok pasien secara tidak merata. Nazer et al. (2023) memetakan sumber-sumber bias pada algoritma AI di bidang kesehatan mulai dari tahap perancangan, pelatihan, hingga implementasi, serta merekomendasikan strategi mitigasi berlapis, termasuk audit data berkala, keterlibatan pakar domain dalam validasi keluaran, dan transparansi terhadap batasan model, yang menjadi salah satu rujukan utama untuk protokol verifikasi ganda dalam penelitian ini. Omar et al. (2025) memperkuat urgensi isu ini melalui tinjauan sistematis terhadap 24 studi tentang bias demografis pada model bahasa besar (large language model) di bidang medis, yang menemukan bahwa hampir seluruh studi yang ditelaah (91,7%) mengidentifikasi bias, terutama terkait gender dan etnisitas. Temuan ini menegaskan pentingnya kewaspadaan terhadap potensi bias representasi, meskipun AI pada penelitian ini hanya digunakan pada tahap nonklinis. Sejalan dengan itu, Tung et al. (2025) merangkum tantangan etis dan praktis dalam penerapan AI generatif di layanan kesehatan, meliputi bias algoritmik, ambiguitas akuntabilitas, dan risiko privasi data, sekaligus mengusulkan kerangka tata kelola AI yang bertanggung jawab berbasis solusi pada tingkat data, model, dan regulasi. Ketiga tinjauan ini memperkuat argumentasi bahwa penggunaan kombinasi AI pada penelitian deskriptif seperti ini perlu disertai kesadaran eksplisit terhadap berbagai jenis bias yang mungkin muncul, tidak terbatas pada bias keluaran AI semata, tetapi juga bias yang telah melekat pada data rekam medis elektronik yang menjadi input analisis.

Bila dikaitkan secara langsung dengan jenis data kesehatan yang dianalisis dalam penelitian ini, temuan Bringhurst et al. (2025) dan Olender et al. (2025) mengenai peran AI dalam manajemen polifarmasi dan prediksi risiko pada lansia relevan dengan cara kombinasi AI digunakan untuk mengelompokkan data komorbiditas pasien osteoarthritis pada penelitian ini (Tabel 5), meskipun dalam penelitian ini AI tidak digunakan untuk membangun model prediksi, melainkan hanya untuk kategorisasi deskriptif. Sementara itu, perspektif Katonai et al. (2025) dan Martínez-Martínez et al. (2025) mengenai peran AI sebagai alat bantu administratif di layanan primer sejalan dengan penggunaan AI pada data demografis dan administratif pasien (Tabel 2 dan Tabel 3) dalam penelitian ini. Adapun kekhawatiran mengenai bias algoritmik dan kebutuhan alat penilaian kritis yang disampaikan oleh Sasseville et al. (2025) dan Cabello et al. (2025) menjadi dasar bagi peneliti untuk menetapkan mekanisme verifikasi ganda pada setiap keluaran AI, termasuk data skala nyeri (VAS) dan status kardiometabolik pasien, sebelum digunakan sebagai bagian dari hasil penelitian ini.

Secara keseluruhan, kelima belas artikel di atas menegaskan bahwa kombinasi AI dalam penelitian kesehatan primer, termasuk analisis deskriptif karakteristik pasien osteoarthritis lanjut

usia, memiliki potensi manfaat pada efisiensi pengolahan data dan sintesis literatur, namun tetap memerlukan supervisi manusia, transparansi metodologis, dan kehati-hatian terhadap risiko bias, baik bias yang melekat pada keluaran AI (seperti bias representasi demografis yang dilaporkan Omar et al., 2025) maupun bias yang telah ada pada data sumber, serta kesalahan data (seperti data uji fungsional yang teridentifikasi tidak bervariasi pada penelitian ini).

Peran Kombinasi AI dalam Memperdalam Interpretasi Temuan Deskriptif

Untuk menjawab masukan reviewer agar pembahasan mengenai AI diperdalam, bagian ini menguraikan secara eksplisit keterkaitan antara kombinasi AI generatif dan masing-masing kelompok temuan deskriptif penelitian ini (Tabel 1 sampai Tabel 5), sehingga peran AI tidak hanya disajikan sebagai tinjauan pustaka yang berdiri sendiri, melainkan terhubung langsung dengan proses lahirnya setiap angka yang dilaporkan.

Pada data demografis dan wilayah asal pasien (Tabel 2 dan Tabel 3), kontribusi AI bersifat teknis-administratif, yaitu menyeragamkan variasi penulisan kategori pekerjaan dan desa asal sebelum data dihitung ulang secara manual oleh peneliti. Interpretasi bahwa dominasi pasien perempuan (55,8%) dan kelompok usia 60–69 tahun (71,2%) sejalan dengan pola epidemiologi global osteoarthritis (Courties et al., 2024; Osteoarthritis Action Alliance, 2025) sepenuhnya dilakukan oleh peneliti berdasarkan pembacaan data mentah, bukan oleh AI. Pemisahan peran ini penting digarisbawahi karena Martínez-Martínez et al. (2025) mencatat kekhawatiran tenaga kesehatan primer bahwa AI berpotensi menggeser peran epidemiologis mereka; dalam penelitian ini, kekhawatiran tersebut diantisipasi dengan memposisikan AI sebagai lapisan pra-pemrosesan data, bukan sebagai penafsir hasil.

Pada data skala nyeri (Tabel 4) dan diagnosis komorbid (Tabel 5), kontribusi kombinasi AI paling terasa pada tahap kategorisasi berskala besar. Contoh konkret ditunjukkan oleh koreksi kesalahan pemotongan teks pada diagnosis gout, yang pada berkas ekspor asli tercatat sebagai potongan kata tidak lengkap. AI menandai kejanggalan tersebut sebagai istilah medis yang tidak utuh untuk ditinjau ulang, yang kemudian dikonfirmasi peneliti sebagai diagnosis Gout (hiperurisemia) yang tercatat pada 13 dari 52 pasien (25,0%; Tabel 5). Tanpa bantuan AI dalam menyisir ratusan baris data komorbid secara sistematis, risiko human error berupa terlewatnya kesalahan penulisan semacam ini relatif lebih besar, terutama mengingat rerata 6,65 diagnosis penyerta unik per pasien (SD 5,31) yang harus dikategorikan secara konsisten. Pola dukungan ini sejalan dengan gambaran Bringham et al. (2025) dan Olender et al. (2025) bahwa AI paling bermanfaat pada tahap deteksi pola dan pembersihan data multimorbiditas lansia, meskipun pada penelitian ini AI tidak digunakan untuk memprediksi risiko, melainkan sebatas mengategorikan dan memverifikasi data yang sudah tersedia.

Kontribusi lain yang memperdalam peran AI dalam penelitian ini adalah keterlibatannya dalam mengungkap keterbatasan data itu sendiri. Saat AI menyusun tabulasi awal variabel uji fungsional Time Up and Go Test dari 2.322 baris pencatatan, keseragaman nilai yang identik pada seluruh pasien terdeteksi sebagai kejanggalan pada tahap rekapitulasi, yang kemudian ditindaklanjuti oleh peneliti melalui pemeriksaan manual dan ditetapkan sebagai keterbatasan data (lihat bagian Keterbatasan Penelitian) alih-alih dipaksakan masuk ke dalam hasil analisis. Temuan ini menunjukkan bahwa manfaat kombinasi AI dalam penelitian ini tidak hanya mempercepat pengolahan data yang valid, tetapi juga membantu memfilter data yang tidak layak

dianalisis lebih lanjut, sejalan dengan seruan Cabello et al. (2025) dan Sasseville et al. (2025) mengenai perlunya lapisan penilaian kritis terhadap keluaran AI, serta prinsip kehati-hatian Char et al. (2018) bahwa AI seharusnya memperkuat, bukan menggantikan, kewaspadaan metodologis peneliti.

Secara metodologis, keterkaitan empat tahap kerja AI (sebagaimana diuraikan pada bagian Tahapan Kerja dan Titik Kontak Kombinasi AI) dengan setiap temuan deskriptif pada Tabel 1 sampai Tabel 5 menunjukkan bahwa kombinasi AI dalam penelitian ini bukan sekadar alat administratif generik, melainkan protokol kerja yang berpotensi direplikasi dalam penelitian deskriptif lain berbasis data sekunder dari rekam medis elektronik layanan primer, sebagaimana disarankan Katonai et al. (2025) mengenai potensi AI dalam mendukung manajemen data klinis skala kecil. Meskipun demikian, sebagaimana disebutkan dalam Keterbatasan Penelitian, tingkat kesesuaian (concordance) antara keluaran AI dan hasil verifikasi manual pada penelitian ini masih dievaluasi secara kualitatif. Penelitian deskriptif berbasis AI selanjutnya, khususnya pada populasi geriatri dengan multimorbiditas kompleks seperti pasien osteoarthritis di wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya, disarankan mengukur tingkat kesesuaian tersebut secara kuantitatif (misalnya dengan kappa statistic) agar kontribusi AI terhadap validitas temuan deskriptif dapat diuji secara lebih objektif, sejalan dengan penekanan Rajkomar et al. (2019) dan Topol (2019) mengenai pentingnya konvergensi yang terukur antara kapasitas manusia dan AI dalam penelitian kesehatan.

Refleksi Kritis: Jenis Risiko Bias dan Strategi Mitigasi pada Penggunaan Kombinasi AI

Untuk memperdalam pembahasan mengenai AI sebagaimana disarankan dalam proses telaah naskah, bagian ini menguraikan secara eksplisit empat jenis risiko bias yang relevan dengan penggunaan kombinasi AI dalam penelitian ini, beserta strategi mitigasi yang diterapkan pada masing-masing tahap kerja (lihat bagian Tahapan Kerja dan Titik Kontak Kombinasi AI). Keempat jenis bias tersebut adalah: (1) bias representasi data sumber (source data representation bias), yaitu ketimpangan yang sudah melekat pada data rekam kunjungan elektronik sebelum diproses AI; (2) automation bias, yaitu kecenderungan pengguna memberi kepercayaan berlebihan terhadap keluaran sistem otomatis; (3) bias konfirmasi (confirmation bias) peneliti saat memverifikasi keluaran AI; dan (4) bias linguistik lintas bahasa (cross-lingual bias) mengingat model AI generatif yang digunakan sebagian besar dilatih pada korpus berbahasa Inggris, sementara data dan istilah pada rekam kunjungan Puskesmas Tirta Jaya sebagian berbahasa Indonesia dan memuat istilah lokal.

Bias representasi data sumber tampak pada pola pencatatan diagnosis komorbid yang tidak seragam pada 2.322 baris data (Tabel 5), misalnya, variasi penulisan istilah medis yang sama untuk kondisi dengan tingkat keparahan atau tenaga pencatat yang berbeda. Jika dibiarkan tanpa telaah manusia, AI berisiko memperkuat pola pencatatan yang timpang tersebut alih-alih mengoreksinya, sebuah kekhawatiran yang juga digarisbawahi oleh Sasseville et al. (2025) terkait mitigasi bias pada model AI layanan primer. Sebagai mitigasi, peneliti membatasi peran AI hanya pada pengelompokan istilah yang secara medis ekuivalen (bukan pada penilaian keparahan atau relevansi klinis), sehingga keputusan mengenai kategori komorbid mana yang relevan secara epidemiologis dengan osteoarthritis tetap sepenuhnya berada di tangan peneliti berdasarkan pembacaan data mentah.

Automation bias dan bias konfirmasi berpotensi muncul pada tahap verifikasi, yaitu ketika peneliti secara tidak sadar lebih mudah menerima keluaran AI yang sesuai dengan ekspektasi awal berdasarkan literatur (misalnya dominasi hipertensi sebagai komorbid OA), sementara kejanggalan yang tidak sesuai dengan ekspektasi berisiko kurang mendapat perhatian. Risiko ini sejalan dengan temuan Omar et al. (2025) bahwa mayoritas studi tentang bias pada model bahasa besar di bidang medis menemukan bias yang luput dari deteksi awal oleh pengguna. Untuk memitigasi risiko ini, penelitian ini menerapkan protokol verifikasi ganda yang independen dari ekspektasi peneliti, yaitu penghitungan ulang seluruh nilai statistik deskriptif langsung dari data mentah tanpa merujuk pada rekapitulasi AI, sehingga temuan yang dilaporkan pada Tabel 1 sampai Tabel 5 tervalidasi terlepas dari kesesuaiannya dengan hipotesis awal. Pendekatan ini juga yang memungkinkan terdeteksinya anomali data uji fungsional Time Up and Go Test yang justru tidak sejalan dengan ekspektasi awal peneliti, dan tetap dilaporkan secara jujur sebagai keterbatasan alih-alih disembunyikan atau dipaksakan masuk ke dalam hasil.

Bias linguistik lintas bahasa relevan mengingat sebagian istilah pekerjaan, nama desa, dan singkatan lokal pada data Puskesmas Tirta Jaya tidak selalu memiliki padanan baku dalam korpus pelatihan model AI generatif yang didominasi bahasa Inggris dan istilah medis internasional. Risiko yang mungkin timbul adalah kesalahan pengelompokan kategori akibat AI tidak mengenali konteks lokal, misalnya, penyamarataan istilah pekerjaan yang sebenarnya memiliki nuansa berbeda secara sosioekonomi di tempat setempat. Mitigasi terhadap risiko ini dilakukan dengan melibatkan peneliti yang memahami konteks geografis dan budaya wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya untuk meninjau ulang setiap penggabungan kategori yang diusulkan oleh AI sebelum ditetapkan pada Tabel 2, sejalan dengan penekanan Tung et al. (2025) bahwa mitigasi bias AI di layanan kesehatan memerlukan lapisan tata kelola sosio-teknis yang mempertimbangkan konteks lokal, bukan hanya solusi teknis pada tingkat model.

Secara keseluruhan, keempat jenis risiko bias di atas menunjukkan bahwa mitigasi bias dalam penelitian ini bukan langkah tunggal, melainkan lingkaran verifikasi berulang yang tertanam pada setiap tahap kerja AI, mulai dari pengorganisasian data demografis hingga sintesis pustaka. Pendekatan berlapis ini konsisten dengan seruan Nazer et al. (2023) bahwa mitigasi bias AI di bidang kesehatan idealnya melekat pada seluruh siklus kerja, bukan hanya pada tahap evaluasi akhir. Meskipun demikian, sebagaimana disebutkan pada bagian Keterbatasan Penelitian, refleksi terhadap keempat jenis bias ini masih bersifat kualitatif. Penelitian deskriptif berbasis AI selanjutnya, khususnya pada populasi geriatri dengan multimorbiditas kompleks, disarankan untuk mengembangkan instrumen audit bias yang terstandardisasi, misalnya dalam bentuk daftar tilik (checklist) bias AI di layanan kesehatan primer, agar kontribusi maupun risiko kombinasi AI terhadap validitas temuan deskriptif dapat dievaluasi secara lebih sistematis dan dapat direplikasi di puskesmas lain.

Kesimpulan

Dari 325 pasien lanjut usia yang tercatat berkunjung ke Puskesmas Tirta Jaya sepanjang tahun 2025, sebanyak 52 pasien (16,0%) terdiagnosis osteoarthritis, didominasi oleh gonartrosis (OA lutut). Pasien perempuan lebih banyak (55,8%) dibandingkan laki-laki, dengan rerata usia 69,0 tahun dan mayoritas berada pada kelompok usia 60–69 tahun (71,2%). Skala nyeri (VAS) yang tercatat pada separuh sampel menunjukkan kategori nyeri sedang paling dominan (57,7%),

sementara seluruh pasien (100%) memiliki minimal satu diagnosis komorbid, dengan hipertensi, gangguan muskuloskeletal area punggung, gout, dan dislipidemia sebagai komorbiditas tersering. Lebih dari separuh pasien (51,9%) memiliki tekanan darah yang tidak terkontrol secara optimal saat pemeriksaan. Temuan ini menegaskan bahwa osteoarthritis pada lanjut usia di wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya erat berkaitan dengan multimorbiditas kardiometabolik, sehingga tata laksana fisioterapi dan medis pada pasien OA lansia idealnya mempertimbangkan pengelolaan komorbiditas secara terintegrasi.

Kombinasi AI yang digunakan sebagai alat bantu pengorganisasian data dan sintesis pustaka terbukti dapat mendukung efisiensi proses analisis deskriptif, termasuk membantu mengidentifikasi anomali data seperti keseragaman nilai pada variabel uji fungsional, tanpa menggantikan peran interpretasi epidemiologis peneliti. Refleksi kritis terhadap empat jenis risiko bias yang menyertai penggunaan AI tersebut, yaitu bias representasi data sumber, automation bias, bias konfirmasi, dan bias linguistik lintas bahasa, menegaskan bahwa manfaat kombinasi AI hanya dapat dicapai secara aman apabila disertai protokol verifikasi ganda yang konsisten serta pelibatan pakar domain pada setiap tahap kerja, bukan sekadar penerapan teknis semata. Berdasarkan temuan tersebut, disarankan agar pencatatan skala nyeri (VAS) dan uji fungsional (Time Up and Go Test) pada rekam kunjungan lansia distandardisasi dan dilengkapi secara konsisten, dilakukan skrining tekanan darah dan profil metabolik secara rutin pada pasien OA lanjut usia, dikembangkan program fisioterapi terintegrasi yang mempertimbangkan komorbiditas kardiometabolik pasien osteoarthritis di wilayah kerja Puskesmas Tirta Jaya, serta disusun protokol audit bias AI yang terstandardisasi bagi penelitian deskriptif berbasis rekam medis elektronik selanjutnya di layanan primer.

Daftar Pustaka

- Brighurst, K., Jones, T., Runko, G., Jabbari, M., Zipparro, N., Vo, G. N., Ullah, A., Vo, T. M., Corrigan, M., Birrey, V., & Jacobs, R. J. (2025). Artificial intelligence in the management of polypharmacy among older adults: A scoping review. *Cureus*, 17(8), e90867. <https://doi.org/10.7759/cureus.90867>
- Cabello, J. B., Ruiz Garcia, V., Torralba, M., Maldonado Fernandez, M., Ubeda, M., Ansuategui, E., Ramos-Ruperto, L., Emparanza, J. I., Urreta, I., Iglesias, M. T., Pijoan, J. I., & Burls, A. (2025). Critical appraisal tools for evaluating artificial intelligence in clinical studies: Scoping review. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e77110. <https://doi.org/10.2196/77110>
- Char, D. S., Shah, N. H., & Magnus, D. (2018). Implementing machine learning in health care — Addressing ethical challenges. *New England Journal of Medicine*, 378(11), 981–983. <https://doi.org/10.1056/NEJMp1714229>
- Clinics in Geriatric Medicine. (2022). The burden of osteoarthritis in older adults. *Clinics in Geriatric Medicine*, 38(2), 181–192.
- Courties, A., Kouki, I., Soliman, N., Mathieu, S., & Sellam, J. (2024). Osteoarthritis year in review 2024: Epidemiology and therapy. *Osteoarthritis and Cartilage*, 32(11), 1397–1404. <https://doi.org/10.1016/j.joca.2024.07.014>

- Davenport, T., & Kalakota, R. (2019). The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthcare Journal*, 6(2), 94–98. <https://doi.org/10.7861/futurehosp.6-2-94>
- Katonai, G., Arvai, N., & Mesko, B. (2025). AI and primary care: Scoping review. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e65950. <https://doi.org/10.2196/65950>
- Langworthy, M., Dasa, V., & Spitzer, A. I. (2024). Knee osteoarthritis: Disease burden, available treatments, and emerging options. *Therapeutic Advances in Musculoskeletal Disease*, 16. <https://doi.org/10.1177/1759720X241273009>
- Martínez-Martínez, H., Martínez-Alfonso, J., Sánchez-Rojo-Huertas, B., Reynolds-Cortez, V., Turégano-Chumillas, A., Meseguer-Ruiz, V. A., Cekrezi, S., & Martínez-Vizcaíno, V. (2025). Perceptions of, barriers to, and facilitators of the use of AI in primary care: Systematic review of qualitative studies. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e71186. <https://doi.org/10.2196/71186>
- Nazer, L. H., Zatarah, R., Waldrip, S., Ke, J. X. C., Moukheiber, M., Khanna, A. K., Hicklen, R. S., Moukheiber, L., Moukheiber, D., Ma, H., & Mathur, P. (2023). Bias in artificial intelligence algorithms and recommendations for mitigation. *PLOS Digital Health*, 2(6), e0000278. <https://doi.org/10.1371/journal.pdig.0000278>
- Olender, R. T., Roy, S., & Nishtala, P. S. (2025). Potentially inappropriate polypharmacy is an important predictor of 30-day emergency hospitalisation in older adults: A machine learning feature validation study. *Age and Ageing*, 54(6), afaf156. <https://doi.org/10.1093/ageing/afaf156>
- Omar, M., Sorin, V., Agbareia, R., Apakama, D. U., Soroush, A., Sakhuja, A., Freeman, R., Horowitz, C. R., Richardson, L. D., Nadkarni, G. N., & Klang, E. (2025). Evaluating and addressing demographic disparities in medical large language models: A systematic review. *International Journal for Equity in Health*, 24, Article 58. <https://doi.org/10.1186/s12939-025-02419-0>
- Osteoarthritis Action Alliance. (2025). *OA prevalence and burden*. University of North Carolina. <https://oaaction.unc.edu/oa-module/oa-prevalence-and-burden/>
- Rajkomar, A., Dean, J., & Kohane, I. (2019). Machine learning in medicine. *New England Journal of Medicine*, 380(14), 1347–1358. <https://doi.org/10.1056/NEJMr1814259>
- Sasseville, M., Ouellet, S., Rhéaume, C., Sahlia, M., Couture, V., Després, P., Paquette, J.-S., Darmon, D., Bergeron, F., & Gagnon, M.-P. (2025). Bias mitigation in primary health care artificial intelligence models: Scoping review. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e60269.
- Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25(1), 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
- Tung, T., Hasnaeen, S. M. N., & Zhao, X. (2025). Ethical and practical challenges of generative AI in healthcare and proposed solutions: A survey. *Frontiers in Digital Health*, 7, 1692517. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.1692517>