

DARI REACTIVE CARE KE PREDICTIVE CARE: TRANSFORMASI RUMAH SAKIT BERBASIS AI

Oleh

Prof Ir Rudy C Tarumingkeng, PhD

www.rudict.com/cv.pdf

Institut Bisnis dan Multimedia (IBM ASMI)

Artikel Akademik | 2026

Dari Reactive Care ke Predictive Care: Transformasi Rumah Sakit Berbasis AI

Dari layanan yang menunggu penyakit menjadi layanan yang mengantisipasi risiko, memprediksi kebutuhan, dan meningkatkan keselamatan pasien secara proaktif.



6 PILAR TRANSFORMASI RUMAH SAKIT BERBASIS AI

- 
1 Early Warning System
- 
2 Risk Prediction
- 
3 AI Diagnostics
- 
4 Remote Monitoring
- 
5 Human-AI Collaboration
- 
6 Smart Hospital

DUA PARADIGMA, SATU TUJUAN



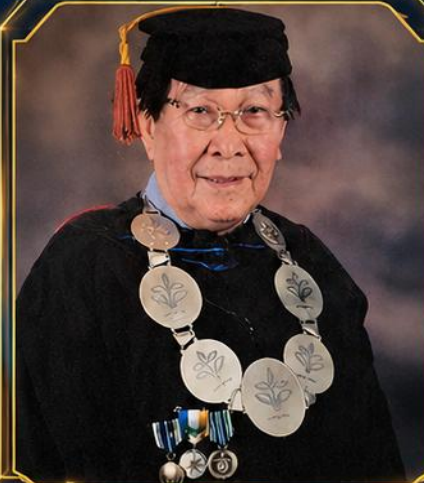
Reactive Care:
fokus pada respons
setelah gejala muncul



Predictive Care:
fokus pada antisipasi,
pencegahan, dan
intervensi dini

MANFAAT TRANSFORMASI

- 
Deteksi Dini
- 
Keselamatan Pasien
- 
Efisiensi Operasional
- 
Keputusan Klinis Lebih Cepat
- 
Perawatan Proaktif
- 
Layanan Berbasis Data



Oleh:

Prof Ir Rudy C Tarumingkeng, PhD

www.rudyct.com/cv.pdf

IBM-ASMI (Institut Bisnis dan Multimedia)

Memprediksi Risiko, Mencegah Krisis, Menyelamatkan Pasien.

Integrasi data, algoritma, dan empati untuk rumah sakit yang lebih cerdas, aman, dan berpusat pada manusia.

ABSTRAK

Perkembangan Artificial Intelligence (AI) mengubah rumah sakit dari organisasi yang terutama merespons kejadian menjadi sistem yang semakin mampu mengantisipasi risiko. Artikel ini membahas transformasi dari reactive care menuju predictive care sebagai perubahan strategis dalam manajemen, klinik, operasi, dan tata kelola rumah sakit. Predictive care menggunakan data longitudinal, machine learning, analitik prediktif, remote monitoring, dan model multimodal untuk memperkirakan deteriorasi klinis, readmission, sepsis, kebutuhan ICU, permintaan Instalasi Gawat Darurat, kebutuhan tempat tidur, penggunaan obat, dan tekanan operasional lain sebelum berkembang menjadi krisis. Namun, akurasi algoritma tidak identik dengan manfaat klinis. Nilai AI muncul ketika model tervalidasi secara lokal, terintegrasi dalam workflow, mempunyai tindakan yang jelas, diawasi sepanjang siklus hidup, serta digunakan melalui human-AI teaming yang menjaga keselamatan, fairness, privasi, dan akuntabilitas. Artikel ini juga membahas digital twin, generative AI, predictive nursing, pharmacy, patient flow, capacity management, model ekonomi, kesiapan SDM, dan roadmap implementasi untuk rumah sakit Indonesia. Argumen utamanya adalah bahwa predictive hospital bukan rumah sakit yang menyerahkan masa depan kepada mesin, melainkan rumah sakit yang menggunakan kecerdasan mesin untuk memberikan lebih banyak waktu bagi manusia: waktu untuk mencegah, menilai, berdiskusi, dan merawat. Dengan tata kelola yang tepat, AI dapat membantu pergeseran dari pelayanan reaktif menuju pelayanan yang lebih proaktif, personal, preventif, dan berpusat pada manusia.

Kata Kunci: Artificial Intelligence; predictive care; reactive care; rumah sakit; machine learning; early warning system; clinical deterioration; predictive analytics; digital twin; human-AI teaming; patient safety; hospital management.

Rumah sakit modern selama lebih dari satu abad dibangun terutama untuk merespons penyakit yang telah tampak. Pasien datang ketika gejala muncul, tenaga kesehatan menilai kondisi yang sedang berlangsung, pemeriksaan dilakukan untuk menemukan diagnosis, lalu terapi diberikan untuk mengatasi masalah yang sudah terjadi. Pola ini sangat penting dan tidak mungkin ditinggalkan. Namun, ketika rumah sakit semakin kaya data dan ketika kecerdasan buatan mampu mengenali pola yang tidak mudah terlihat oleh manusia, muncul kemungkinan baru: rumah sakit tidak hanya bereaksi terhadap kejadian, tetapi juga memperkirakan apa yang mungkin terjadi berikutnya. Pergeseran inilah yang dirangkum dalam perjalanan dari reactive care menuju predictive care.

Predictive care tidak berarti bahwa mesin mengetahui masa depan secara pasti. Prediksi klinis selalu bersifat probabilistik. Algoritma memperkirakan risiko berdasarkan pola data, lalu manusia menafsirkan makna risiko tersebut dalam konteks klinis, sosial, etik, dan preferensi pasien. Dengan demikian, nilai utama AI dalam rumah sakit bukan kemampuan “meramal”, melainkan kemampuan membantu organisasi melihat sinyal lebih awal, menempatkan perhatian pada pasien yang paling membutuhkan, mempersiapkan sumber daya sebelum tekanan terjadi, dan mengurangi keterlambatan pengambilan keputusan.

Transformasi menuju predictive care juga bukan proyek teknologi semata. Ia menyentuh arsitektur data, budaya keselamatan, desain alur kerja, kepemimpinan klinis, kompetensi tenaga kesehatan, model pembiayaan, tata kelola, perlindungan privasi, dan hubungan antara manusia dan algoritma. Model yang mempunyai akurasi tinggi tetapi tidak terintegrasi dengan proses kerja dapat menghasilkan sedikit manfaat.

Sebaliknya, model yang lebih sederhana tetapi dirancang bersama pengguna, memiliki jalur eskalasi yang jelas, dimonitor secara berkelanjutan, dan dikaitkan dengan tindakan klinis dapat menciptakan nilai yang jauh lebih besar.

Artikel ini memandang predictive care sebagai tahap perkembangan rumah sakit berbasis data. Orientasinya bukan menggantikan dokter, perawat, apoteker, manajer, atau tenaga profesional lain, melainkan memperbesar kemampuan mereka untuk bertindak lebih dini dan lebih tepat. Dalam konteks tersebut, Artificial Intelligence menjadi komponen dari sistem sosio-teknis: manusia, organisasi, teknologi, dan nilai bekerja bersama. Masa depan rumah sakit bukanlah rumah sakit yang menyerahkan keputusan kepada mesin, melainkan rumah sakit yang mampu menggunakan mesin untuk memperkuat keputusan manusia.

Dimensi	Reactive Care	Predictive Care
Orientasi waktu	Merespons kejadian yang telah terjadi	Mengantisipasi probabilitas kejadian berikutnya
Data	Dokumentasi dan laporan retrospektif	Data longitudinal, real-time, dan streaming
Keputusan	Berbasis kondisi saat ini	Berbasis kondisi saat ini + estimasi risiko
Sumber daya	Dialokasikan setelah kebutuhan terlihat	Disiapkan berdasarkan forecasting dan risk stratification
Pasien	Penerima intervensi ketika masalah muncul	Mitra dalam pencegahan dan monitoring
Peran AI	Automasi/analisis terbatas	Prediksi, prioritasasi, simulasi, dan decision support

1. Dari Reactive Care ke Predictive Care: Pergeseran Paradigma

Dari Reactive Care ke Predictive Care: Pergeseran Paradigma dapat dipahami sebagai perubahan dari reactive care sebagai model dominan yang merespons masalah setelah gejala, komplikasi, atau tekanan operasional menjadi nyata menuju predictive care yang menggunakan data longitudinal dan analitik risiko untuk mengantisipasi kemungkinan kejadian sebelum menjadi krisis. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, mengubah waktu sebagai sumber daya strategis: semakin awal sinyal ditemukan, semakin besar ruang untuk intervensi. Contoh penerapannya dapat mencakup deteriorasi klinis, readmission, infeksi, kebutuhan ICU, permintaan IGD, dan ketersediaan tempat tidur. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola

penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena penggunaan deteriorasi klinis, readmission, infeksi, kebutuhan ICU, permintaan IGD, dan ketersediaan tempat tidur dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat,

risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena transformasi dari reactive care sebagai model dominan yang merespons masalah setelah gejala, komplikasi, atau tekanan operasional menjadi nyata ke predictive care yang menggunakan data longitudinal dan analitik risiko untuk mengantisipasi kemungkinan kejadian sebelum menjadi krisis menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, mengubah waktu sebagai sumber daya strategis: semakin awal sinyal ditemukan, semakin besar ruang untuk intervensi. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

2. Mengapa Predictive Care Menjadi Relevan bagi Rumah Sakit Modern

Mengapa Predictive Care Menjadi Relevan bagi Rumah Sakit Modern dapat dipahami sebagai perubahan dari kompleksitas pasien, multimorbiditas, tekanan biaya, keterbatasan tenaga, dan tuntutan keselamatan yang meningkat menuju kemampuan AI menggabungkan data dalam skala besar dan mendeteksi hubungan nonlinier yang sulit dilakukan secara manual. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menggunakan prediksi untuk mengalokasikan perhatian dan sumber daya secara lebih rasional. Contoh penerapannya dapat mencakup aging population, penyakit kronis, beban kerja klinis, fragmentasi data, crowding, dan ketidakpastian permintaan. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan

kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika penggunaan aging population, penyakit kronis, beban kerja klinis, fragmentasi data, crowding, dan ketidakpastian permintaan dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan transformasi dari kompleksitas pasien, multimorbiditas, tekanan biaya, keterbatasan tenaga, dan tuntutan keselamatan yang meningkat ke kemampuan AI menggabungkan data dalam skala besar dan mendeteksi hubungan nonlinier yang sulit dilakukan secara manual menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa

banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menggunakan prediksi untuk mengalokasikan perhatian dan sumber daya secara lebih rasional. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

3. Fondasi Data: Dari Rekam Medis Elektronik ke Data yang Dapat Dipercaya

Fondasi Data: Dari Rekam Medis Elektronik ke Data yang Dapat Dipercaya dapat dipahami sebagai perubahan dari data klinis yang tersebar, tidak lengkap, tidak konsisten, dan memiliki makna berbeda antarunit menuju data governance, interoperabilitas, terminologi standar, data lineage, validasi, dan kualitas data sebagai prasyarat AI. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, membangun data sebagai aset klinis yang memiliki provenance, definisi, pemilik, dan standar kualitas. Contoh penerapannya dapat mencakup EHR, laboratorium, farmasi, radiologi, monitor bedside, wearable, klaim, dan data sosial. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena penggunaan EHR, laboratorium, farmasi, radiologi, monitor bedside, wearable, klaim, dan data sosial dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity,

specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai transformasi dari data klinis yang tersebar, tidak lengkap, tidak konsisten, dan memiliki makna berbeda antarunit ke data governance, interoperabilitas, terminologi standar, data lineage, validasi, dan kualitas data sebagai prasyarat AI menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, membangun data sebagai aset klinis yang memiliki provenance, definisi, pemilik, dan standar kualitas. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

4. Machine Learning dan Arsitektur Prediksi Risiko

Machine Learning dan Arsitektur Prediksi Risiko dapat dipahami sebagai perubahan dari model statistik konvensional yang sering mengandalkan variabel terbatas dan hubungan yang relatif sederhana menuju

machine learning yang dapat mengolah banyak fitur, interaksi, tren waktu, dan pola kompleks untuk stratifikasi risiko. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, memilih model berdasarkan tujuan klinis, interpretabilitas, kinerja, biaya implementasi, dan konsekuensi kesalahan. Contoh penerapannya dapat mencakup regresi, random forest, gradient boosting, neural network, time-series model, dan natural language processing. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari penggunaan regresi, random forest, gradient boosting, neural network, time-series model, dan natural language processing dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup.

Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, transformasi dari model statistik konvensional yang sering mengandalkan variabel terbatas dan hubungan yang relatif sederhana ke machine learning yang dapat mengolah banyak fitur, interaksi, tren waktu, dan pola kompleks untuk stratifikasi risiko menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, memilih model berdasarkan tujuan klinis, interpretabilitas, kinerja, biaya implementasi, dan konsekuensi kesalahan. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Ukuran Model	Pertanyaan yang Dijawab	Catatan Manajerial
Sensitivity	Berapa banyak kasus berisiko yang tertangkap?	Penting bila konsekuensi melewatkan kasus sangat berat.
Specificity	Berapa banyak pasien nonkasus yang dikenali dengan benar?	Mempengaruhi beban alarm dan penggunaan sumber daya.
PPV	Dari alarm positif, berapa yang benar-benar mengalami kejadian?	Menentukan kepercayaan dan actionability alarm.
Calibration	Apakah probabilitas sesuai dengan risiko nyata?	Penting untuk risk stratification dan threshold.
AUROC	Seberapa baik model membedakan kelompok?	Tidak cukup sendiri untuk menilai manfaat klinis.

5. Early Warning Systems: Mendeteksi Deteriorasi Sebelum Terlambat

Early Warning Systems: Mendeteksi Deteriorasi Sebelum Terlambat dapat dipahami sebagai perubahan dari deteksi deteriorasi yang bergantung pada perubahan tanda vital yang sudah jelas atau pengenalan klinis yang terlambat menuju AI-enabled early warning systems yang memantau kombinasi tanda vital, laboratorium, tren, dan konteks klinis secara dinamis. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menghubungkan skor risiko dengan respons manusia yang cepat, terstandarisasi, dan proporsional. Contoh penerapannya dapat mencakup sepsis, respiratory failure, cardiac arrest, transfer ICU, dan rapid response activation. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena penggunaan sepsis, respiratory failure, cardiac arrest, transfer ICU, dan rapid response activation dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritasasi berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau

memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena transformasi dari deteksi deteriorasi yang bergantung pada perubahan tanda vital yang sudah jelas atau pengenalan klinis yang terlambat ke AI-enabled early warning systems yang memantau kombinasi tanda vital, laboratorium, tren, dan konteks klinis secara dinamis menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menghubungkan skor risiko dengan respons manusia yang cepat, terstandarisasi, dan proporsional. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

6. Predictive Care di Instalasi Gawat Darurat

Predictive Care di Instalasi Gawat Darurat dapat dipahami sebagai perubahan dari IGD yang beroperasi dalam ketidakpastian tinggi dengan variasi volume pasien, tingkat kegawatan, dan kebutuhan rawat inap menuju prediksi kedatangan, triase berbantuan AI, prediksi admission, dan forecasting kebutuhan tempat tidur untuk memperbaiki patient flow. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menggunakan AI bukan untuk menggantikan triase klinis, tetapi untuk memperkaya situational awareness dan kesiapan sumber daya. Contoh penerapannya dapat mencakup arrival forecasting, admission prediction, waiting

time, triage, bed demand, dan crowding. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan penggunaan arrival forecasting, admission prediction, waiting time, triage, bed demand, dan crowding dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan

preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika transformasi dari IGD yang beroperasi dalam ketidakpastian tinggi dengan variasi volume pasien, tingkat kegawatan, dan kebutuhan rawat inap ke prediksi kedatangan, triase berbantuan AI, prediksi admission, dan forecasting kebutuhan tempat tidur untuk memperbaiki patient flow menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menggunakan AI bukan untuk menggantikan triase klinis, tetapi untuk memperkaya situational awareness dan kesiapan sumber daya. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

7. Prediksi Readmission dan Continuity of Care

Prediksi Readmission dan Continuity of Care dapat dipahami sebagai perubahan dari pemulangan yang dianggap sebagai akhir episode pelayanan meskipun risiko pasien tetap berlanjut setelah meninggalkan rumah sakit menuju stratifikasi risiko readmission untuk menentukan intensitas follow-up, medication reconciliation, edukasi, dan koordinasi transisi. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, mengubah discharge menjadi transisi yang dipersonalisasi berdasarkan risiko, bukan proses administratif yang seragam. Contoh penerapannya dapat mencakup 30-day readmission, frailty, comorbidity, social determinants, medication burden, dan follow-up gap. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang

diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai penggunaan 30-day readmission, frailty, comorbidity, social determinants, medication burden, dan follow-up gap dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu

didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena transformasi dari pemulangan yang dianggap sebagai akhir episode pelayanan meskipun risiko pasien tetap berlanjut setelah meninggalkan rumah sakit ke stratifikasi risiko readmission untuk menentukan intensitas follow-up, medication reconciliation, edukasi, dan koordinasi transisi menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, mengubah discharge menjadi transisi yang dipersonalisasi berdasarkan risiko, bukan proses administratif yang seragam. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

8. AI untuk Infeksi, Sepsis, dan Antimicrobial Stewardship

AI untuk Infeksi, Sepsis, dan Antimicrobial Stewardship dapat dipahami sebagai perubahan dari intervensi yang baru dilakukan setelah tanda infeksi sistemik, kultur, atau komplikasi semakin jelas menuju analitik prediktif yang mendeteksi pola awal infeksi, risiko sepsis, dan probabilitas resistensi serta membantu stewardship antibiotik. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menggabungkan kecepatan algoritma dengan verifikasi klinis agar sensitivitas tinggi tidak berubah menjadi overtreatment. Contoh penerapannya dapat mencakup sepsis risk, microbiology, antibiotic selection, resistance, dan infection surveillance. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi

harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, penggunaan sepsis risk, microbiology, antibiotic selection, resistance, dan infection surveillance dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari transformasi dari intervensi yang baru dilakukan setelah tanda infeksi sistemik, kultur, atau komplikasi semakin jelas ke analitik prediktif yang mendeteksi pola awal infeksi, risiko sepsis, dan probabilitas resistensi serta membantu stewardship antibiotik menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut

tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menggabungkan kecepatan algoritma dengan verifikasi klinis agar sensitivitas tinggi tidak berubah menjadi overtreatment. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

9. Predictive Imaging dan Diagnosis Berbasis Risiko

Predictive Imaging dan Diagnosis Berbasis Risiko dapat dipahami sebagai perubahan dari pencitraan yang dievaluasi terutama setelah pemeriksaan dilakukan dan temuan dicari satu per satu menuju AI yang membantu prioritasasi worklist, deteksi temuan, kuantifikasi, dan integrasi hasil imaging dengan data klinis longitudinal. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, mengubah radiologi dari pembacaan gambar terisolasi menjadi bagian dari sistem prediksi risiko pasien. Contoh penerapannya dapat mencakup radiology triage, incidental findings, oncology, stroke, dan cardiovascular imaging. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena penggunaan radiology triage, incidental findings, oncology, stroke, dan cardiovascular imaging dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritasasi berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive

predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena transformasi dari pencitraan yang dievaluasi terutama setelah pemeriksaan dilakukan dan temuan dicari satu per satu ke AI yang membantu prioritisasi worklist, deteksi temuan, kuantifikasi, dan integrasi hasil imaging dengan data klinis longitudinal menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, mengubah radiologi dari pembacaan gambar terisolasi menjadi bagian dari sistem prediksi risiko pasien. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

10. Precision Medicine dan Prediksi Respons Terapi

Precision Medicine dan Prediksi Respons Terapi dapat dipahami sebagai perubahan dari terapi berbasis rata-rata populasi yang tidak selalu mencerminkan heterogenitas biologis dan klinis pasien menuju model multimodal yang menggabungkan data klinis, genomik, imaging, laboratorium, dan riwayat respons untuk

personalisasi terapi. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menempatkan prediksi sebagai alat shared decision-making, bukan keputusan otomatis yang mengabaikan nilai pasien. Contoh penerapannya dapat mencakup oncology, pharmacogenomics, risk stratification, treatment response, dan adverse event prediction. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika penggunaan oncology, pharmacogenomics, risk stratification, treatment response, dan adverse event prediction dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan transformasi dari terapi berbasis rata-rata populasi yang tidak selalu mencerminkan heterogenitas biologis dan klinis pasien ke model multimodal yang menggabungkan data klinis, genomik, imaging, laboratorium, dan riwayat respons untuk personalisasi terapi menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menempatkan prediksi sebagai alat shared decision-making, bukan keputusan otomatis yang mengabaikan nilai pasien. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

11. Predictive Nursing dan Masa Depan Praktik Keperawatan

Predictive Nursing dan Masa Depan Praktik Keperawatan dapat dipahami sebagai perubahan dari beban pemantauan tinggi dan banyak sinyal kecil yang harus difafsirkan di tengah pekerjaan klinis yang padat menuju AI yang membantu prioritisasi pasien, prediksi risiko jatuh, pressure injury, deteriorasi, dan kebutuhan intervensi keperawatan. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, mengembalikan waktu perawat kepada hubungan, observasi klinis, edukasi, dan empati melalui automasi yang tepat. Contoh penerapannya dapat mencakup fall risk, pressure injury, deterioration, workload, dan nursing surveillance. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu

populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena penggunaan fall risk, pressure injury, deterioration, workload, dan nursing surveillance dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot,

organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai transformasi dari beban pemantauan tinggi dan banyak sinyal kecil yang harus ditafsirkan di tengah pekerjaan klinis yang padat ke AI yang membantu prioritasasi pasien, prediksi risiko jatuh, pressure injury, deteriorasi, dan kebutuhan intervensi keperawatan menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, mengembalikan waktu perawat kepada hubungan, observasi klinis, edukasi, dan empati melalui automasi yang tepat. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

12. Predictive Pharmacy dan Medication Safety

Predictive Pharmacy dan Medication Safety dapat dipahami sebagai perubahan dari pengelolaan obat yang banyak bergantung pada aturan statis dan deteksi masalah setelah resep dibuat atau efek samping muncul menuju analitik yang memperkirakan adverse drug events, interaksi, ketidakpatuhan, kebutuhan dosis, serta risiko stok dan penggunaan obat. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menggabungkan algoritma dengan clinical pharmacy review untuk mencegah medication harm sebelum terjadi. Contoh penerapannya dapat mencakup ADE, drug interaction, dose optimization, adherence, dan inventory forecasting. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi

harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari penggunaan ADE, drug interaction, dose optimization, adherence, dan inventory forecasting dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, transformasi dari pengelolaan obat yang banyak bergantung pada aturan statis dan deteksi masalah setelah resep dibuat atau efek samping muncul ke analitik yang memperkirakan adverse drug events, interaksi, ketidakpatuhan, kebutuhan dosis, serta risiko stok dan penggunaan obat menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil

dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menggabungkan algoritma dengan clinical pharmacy review untuk mencegah medication harm sebelum terjadi. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

13. Hospital Operations: Prediksi Kapasitas, Bed, SDM, dan Supply Chain

Hospital Operations: Prediksi Kapasitas, Bed, SDM, dan Supply Chain dapat dipahami sebagai perubahan dari manajemen operasional yang sering menyesuaikan sumber daya setelah antrean, crowding, atau kekurangan mulai terlihat menuju forecasting yang memproyeksikan demand, occupancy, length of stay, staffing, penggunaan kamar operasi, dan konsumsi persediaan. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, membawa predictive care dari bedside ke command center agar keputusan klinis dan operasional saling memperkuat. Contoh penerapannya dapat mencakup bed occupancy, staffing, operating room, length of stay, supply chain, dan ambulance demand. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena penggunaan bed occupancy, staffing, operating room, length of stay, supply chain, dan ambulance demand dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu,

evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena transformasi dari manajemen operasional yang sering menyesuaikan sumber daya setelah antrean, crowding, atau kekurangan mulai terlihat ke forecasting yang memproyeksikan demand, occupancy, length of stay, staffing, penggunaan kamar operasi, dan konsumsi persediaan menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, membawa predictive care dari bedside ke command center agar keputusan klinis dan operasional saling memperkuat. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Area Operasional	Contoh Prediksi	Tindakan yang Dimungkinkan
IGD	Volume kedatangan dan probabilitas admission	Penyesuaian staffing, bed, dan diagnostics

Rawat inap	LOS dan discharge probability	Perencanaan bed turnover dan discharge coordination
Kamar operasi	Durasi kasus dan risiko pembatalan	Optimasi jadwal, staf, dan recovery bed
Farmasi	Demand obat dan risiko stock-out	Inventory optimization dan procurement
SDM	Beban kerja per shift	Dynamic staffing dan redeployment
Supply chain	Konsumsi bahan medis	Safety stock dan replenishment

14. Digital Twin dan Simulasi Masa Depan Rumah Sakit

Digital Twin dan Simulasi Masa Depan Rumah Sakit dapat dipahami sebagai perubahan dari pengambilan keputusan yang sering menguji kebijakan secara langsung pada sistem nyata dengan biaya dan risiko perubahan yang tinggi menuju digital twin yang menciptakan representasi dinamis pasien, unit, fasilitas, atau proses untuk simulasi skenario dan prediksi. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menggunakan ruang simulasi untuk belajar sebelum tindakan diterapkan pada dunia nyata. Contoh penerapannya dapat mencakup patient twin, operational twin, capacity simulation, treatment simulation, dan facility planning. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan penggunaan patient twin, operational twin, capacity simulation, treatment simulation, dan facility planning dapat memengaruhi

distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika transformasi dari pengambilan keputusan yang sering menguji kebijakan secara langsung pada sistem nyata dengan biaya dan risiko perubahan yang tinggi ke digital twin yang menciptakan representasi dinamis pasien, unit, fasilitas, atau proses untuk simulasi skenario dan prediksi menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menggunakan ruang simulasi untuk belajar sebelum tindakan diterapkan pada dunia nyata. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

15. Generative AI, Foundation Models, dan Predictive Intelligence

Generative AI, Foundation Models, dan Predictive Intelligence dapat dipahami sebagai perubahan dari AI prediktif tradisional yang fokus pada satu tugas dengan input terstruktur dan output risiko tertentu menuju foundation models dan large multimodal models yang mampu menggabungkan teks, gambar, sinyal, dan konteks dalam antarmuka yang lebih fleksibel. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, memanfaatkan generative AI sebagai lapisan komunikasi dan sintesis sambil mempertahankan verifikasi sumber, batas penggunaan, dan human oversight. Contoh penerapannya dapat mencakup clinical summarization, multimodal reasoning, documentation, risk explanation, dan decision support. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai penggunaan clinical summarization, multimodal reasoning, documentation, risk explanation, dan decision support dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model

mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena transformasi dari AI prediktif tradisional yang fokus pada satu tugas dengan input terstruktur dan output risiko tertentu ke foundation models dan large multimodal models yang mampu menggabungkan teks, gambar, sinyal, dan konteks dalam antarmuka yang lebih fleksibel menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, memanfaatkan generative AI sebagai lapisan komunikasi dan sintesis sambil mempertahankan verifikasi sumber, batas penggunaan, dan human oversight. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

16. Dari Model Akurat ke Sistem yang Berguna: Human-AI Teaming

Dari Model Akurat ke Sistem yang Berguna: Human-AI Teaming dapat dipahami sebagai perubahan dari keyakinan bahwa peningkatan AUROC otomatis menghasilkan peningkatan outcome klinis menuju desain human-AI teaming yang menempatkan prediksi dalam alur keputusan, menetapkan tanggung jawab, dan memperhatikan cognitive load. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, mengukur nilai AI

melalui perubahan tindakan dan outcome, bukan hanya performa statistik. Contoh penerapannya dapat mencakup alert fatigue, automation bias, trust calibration, override, dan workflow integration. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, penggunaan alert fatigue, automation bias, trust calibration, override, dan workflow integration dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data

tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari transformasi dari keyakinan bahwa peningkatan AUROC otomatis menghasilkan peningkatan outcome klinis ke desain human-AI teaming yang menempatkan prediksi dalam alur keputusan, menetapkan tanggung jawab, dan memperhatikan cognitive load menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, mengukur nilai AI melalui perubahan tindakan dan outcome, bukan hanya performa statistik. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

17. Bias, Fairness, Explainability, dan Risiko Ketidakadilan Algoritmik

Bias, Fairness, Explainability, dan Risiko Ketidakadilan Algoritmik dapat dipahami sebagai perubahan dari model yang dapat mereproduksi bias historis apabila data pelatihan mencerminkan ketimpangan akses, dokumentasi, dan praktik sebelumnya menuju audit fairness, subgroup performance, explainability, representasi populasi, serta governance untuk mencegah AI memperlebar kesenjangan. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menjadikan fairness sebagai atribut keselamatan dan mutu, bukan tambahan etika yang diperiksa setelah implementasi. Contoh penerapannya dapat mencakup dataset shift, selection bias, proxy variables, subgroup calibration, dan health equity. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang

diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena penggunaan dataset shift, selection bias, proxy variables, subgroup calibration, dan health equity dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke

waktu. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena transformasi dari model yang dapat mereproduksi bias historis apabila data pelatihan mencerminkan ketimpangan akses, dokumentasi, dan praktik sebelumnya ke audit fairness, subgroup performance, explainability, representasi populasi, serta governance untuk mencegah AI memperlebar kesenjangan menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menjadikan fairness sebagai atribut keselamatan dan mutu, bukan tambahan etika yang diperiksa setelah implementasi. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

18. Tata Kelola AI Klinis dan Total Product Life Cycle

Tata Kelola AI Klinis dan Total Product Life Cycle dapat dipahami sebagai perubahan dari implementasi algoritma sebagai proyek satu kali yang berhenti setelah model dipasang menuju governance siklus hidup yang mencakup validasi lokal, approval, monitoring, drift detection, change control, incident response, dan decommissioning. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, memperlakukan model AI sebagai aset klinis hidup yang harus diawasi sepanjang siklus pemakaian. Contoh penerapannya dapat mencakup model registry, validation, monitoring, drift, change control, dan audit trail. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika penggunaan model registry, validation, monitoring, drift, change control, dan audit trail dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan transformasi dari implementasi algoritma sebagai proyek satu kali yang berhenti setelah model dipasang ke governance siklus hidup yang mencakup validasi lokal, approval, monitoring, drift detection, change control, incident response, dan decommissioning menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, memperlakukan model AI sebagai aset klinis hidup yang harus diawasi sepanjang siklus

pemakaian. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Tahap Siklus Hidup	Pertanyaan Governance	Bukti/Artefak
Pemilihan use case	Masalah apa yang diselesaikan?	Business case, clinical need statement
Pengembangan	Data dan outcome didefinisikan bagaimana?	Data dictionary, model card
Validasi lokal	Apakah performa berlaku pada populasi lokal?	Validation report, subgroup analysis
Implementasi	Siapa bertindak terhadap output?	SOP, escalation pathway, training
Monitoring	Apakah performa berubah?	Drift dashboard, incident log
Perubahan	Bagaimana update disetujui?	Change control, versioning
Penghentian	Kapan model harus dinonaktifkan?	Decommission criteria

19. Keamanan Siber, Privasi, dan Kepercayaan

Keamanan Siber, Privasi, dan Kepercayaan dapat dipahami sebagai perubahan dari pengumpulan data dalam jumlah besar yang meningkatkan permukaan serangan dan kekhawatiran pasien terhadap penggunaan sekunder data menuju privacy-by-design, cybersecurity, access control, encryption, consent, de-identification, dan accountability untuk membangun trust. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, membuat keamanan dan privasi sebagai bagian dari desain predictive care sejak awal. Contoh penerapannya dapat mencakup ransomware, data breach, model inversion, access control, consent, dan data minimization. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam

bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena penggunaan ransomware, data breach, model inversion, access control, consent, dan data minimization dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai transformasi dari pengumpulan data dalam jumlah besar yang meningkatkan permukaan serangan dan kekhawatiran pasien terhadap penggunaan sekunder data ke privacy-by-design, cybersecurity, access control, encryption, consent, de-identification, dan accountability untuk membangun trust menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan

berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, membuat keamanan dan privasi sebagai bagian dari desain predictive care sejak awal. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

20. Transformasi SDM: Kompetensi Baru bagi Dokter, Perawat, dan Manajer

Transformasi SDM: Kompetensi Baru bagi Dokter, Perawat, dan Manajer dapat dipahami sebagai perubahan dari pelatihan klinis yang belum selalu mencakup probabilitas algoritmik, data literacy, AI bias, dan evaluasi performa model menuju AI literacy yang memungkinkan tenaga kesehatan memahami tujuan model, keterbatasan, interpretasi risiko, serta kapan harus mempertanyakan rekomendasi. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, membangun tenaga kesehatan yang tidak sekadar menjadi pengguna software tetapi menjadi co-governor teknologi. Contoh penerapannya dapat mencakup data literacy, AI literacy, critical appraisal, change management, dan interprofessional learning. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari penggunaan data literacy, AI literacy, critical appraisal, change management, dan interprofessional learning dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Pada

akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, transformasi dari pelatihan klinis yang belum selalu mencakup probabilitas algoritmik, data literacy, AI bias, dan evaluasi performa model ke AI literacy yang memungkinkan tenaga kesehatan memahami tujuan model, keterbatasan, interpretasi risiko, serta kapan harus mempertanyakan rekomendasi menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, membangun tenaga kesehatan yang tidak sekadar menjadi pengguna software tetapi menjadi co-governor teknologi. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

21. Kepemimpinan dan Manajemen Perubahan

Kepemimpinan dan Manajemen Perubahan dapat dipahami sebagai perubahan dari transformasi digital yang gagal ketika dianggap sebagai proyek TI dan tidak dikaitkan dengan strategi, budaya, dan outcome pelayanan menuju kepemimpinan transformasional dan clinical sponsorship yang menghubungkan teknologi dengan prioritas keselamatan, mutu, pengalaman pasien, dan efisiensi. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, memulai dari masalah pelayanan yang penting dan memilih AI hanya jika AI benar-benar merupakan cara yang tepat untuk menyelesaikannya. Contoh penerapannya dapat mencakup vision, clinical champion, governance, communication, learning culture, dan psychological safety. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena penggunaan vision, clinical champion, governance, communication, learning culture, dan psychological safety dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events,

mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena transformasi dari transformasi digital yang gagal ketika dianggap sebagai proyek TI dan tidak dikaitkan dengan strategi, budaya, dan outcome pelayanan ke kepemimpinan transformasional dan clinical sponsorship yang menghubungkan teknologi dengan prioritas keselamatan, mutu, pengalaman pasien, dan efisiensi menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, memulai dari masalah pelayanan yang penting dan memilih AI hanya jika AI benar-benar merupakan cara yang tepat untuk menyelesaikannya. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

22. Model Ekonomi Predictive Care dan Value-Based Healthcare

Model Ekonomi Predictive Care dan Value-Based Healthcare dapat dipahami sebagai perubahan dari pengeluaran teknologi yang dinilai dari biaya lisensi tanpa mengukur total nilai yang diciptakan atau risiko yang dihindari menuju health economics yang menghitung avoided harm, length of stay, readmission, capacity gain, workforce productivity, dan equity impact. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, menilai AI sebagai investasi pelayanan dengan indikator klinis, ekonomi, pengalaman, dan

keadilan secara simultan. Contoh penerapannya dapat mencakup ROI, cost-effectiveness, avoided admissions, LOS, capacity, dan value-based care. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan penggunaan ROI, cost-effectiveness, avoided admissions, LOS, capacity, dan value-based care dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data

tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika transformasi dari pengeluaran teknologi yang dinilai dari biaya lisensi tanpa mengukur total nilai yang diciptakan atau risiko yang dihindari ke health economics yang menghitung avoided harm, length of stay, readmission, capacity gain, workforce productivity, dan equity impact menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, menilai AI sebagai investasi pelayanan dengan indikator klinis, ekonomi, pengalaman, dan keadilan secara simultan. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

23. Roadmap Implementasi Predictive Hospital di Indonesia

Roadmap Implementasi Predictive Hospital di Indonesia dapat dipahami sebagai perubahan dari keragaman kematangan digital rumah sakit, kesenjangan infrastruktur, keterbatasan SDM, dan kebutuhan interoperabilitas nasional menuju roadmap bertahap dari kesiapan data, pilot use case, validasi lokal, integrasi workflow, scale-up, hingga continuous learning system. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, mengembangkan predictive care yang kontekstual, aman, terjangkau, dan kompatibel dengan ekosistem kesehatan Indonesia. Contoh penerapannya dapat mencakup SATUSEHAT, interoperabilitas, RS pemerintah, RS swasta, daerah kepulauan, dan kesenjangan digital. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang

diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai penggunaan SATUSEHAT, interoperabilitas, RS pemerintah, RS swasta, daerah kepulauan, dan kesenjangan digital dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu

didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena transformasi dari keragaman kematangan digital rumah sakit, kesenjangan infrastruktur, keterbatasan SDM, dan kebutuhan interoperabilitas nasional ke roadmap bertahap dari kesiapan data, pilot use case, validasi lokal, integrasi workflow, scale-up, hingga continuous learning system menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, mengembangkan predictive care yang kontekstual, aman, terjangkau, dan kompatibel dengan ekosistem kesehatan Indonesia. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Fase	Fokus	Hasil yang Diharapkan
1. Readiness	Data, governance, proses, kompetensi	Peta kesiapan dan use case prioritas
2. Pilot	Satu masalah bernilai tinggi	Bukti lokal manfaat dan risiko
3. Integrasi	Workflow, EHR, SOP, training	Adopsi klinis dan actionability
4. Scale	Multiunit/multisite	Standarisasi dan replikasi terkontrol
5. Learning system	Monitoring, feedback, improvement	Perbaikan berkelanjutan dan governance matang

24. Dari Predictive Care ke Preventive dan Participatory Care

Dari Predictive Care ke Preventive dan Participatory Care dapat dipahami sebagai perubahan dari prediksi yang berhenti sebagai skor tanpa intervensi, komunikasi, dan keterlibatan pasien menuju model P4 medicine yang menghubungkan predictive, preventive, personalized, dan participatory care. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, mengubah prediksi menjadi tindakan pencegahan yang dipahami dan disepakati oleh pasien. Contoh penerapannya dapat mencakup shared decision-making, self-management, remote monitoring, behavior change, dan population health. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dalam praktik rumah sakit, persoalan utama bukan semata-mata teknologi, melainkan kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus

dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Keputusan akhir tetap memerlukan pertimbangan profesional, komunikasi dengan pasien, dan tanggung jawab manusia yang jelas.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, penggunaan shared decision-making, self-management, remote monitoring, behavior change, dan population health dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi

manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari transformasi dari prediksi yang berhenti sebagai skor tanpa intervensi, komunikasi, dan keterlibatan pasien ke model P4 medicine yang menghubungkan predictive, preventive, personalized, dan participatory care menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, mengubah prediksi menjadi tindakan pencegahan yang dipahami dan disepakati oleh pasien. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

25. Hospital 2035: Rumah Sakit sebagai Learning Health System

Hospital 2035: Rumah Sakit sebagai Learning Health System dapat dipahami sebagai perubahan dari rumah sakit yang menyimpan data terutama sebagai dokumentasi masa lalu menuju learning health system yang menggunakan data pelayanan untuk belajar, memperbaiki model, mengevaluasi intervensi, dan menyesuaikan praktik secara berkelanjutan. Perubahan ini tidak menghapus kebutuhan akan respons klinis akut. Sebaliknya, ia memperluas ruang waktu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan pola data yang muncul sebelum masalah mencapai tahap yang mudah dikenali. Dalam kerangka ini, membuat setiap episode pelayanan menjadi sumber pembelajaran tanpa mengorbankan hak, privasi, dan martabat pasien. Contoh penerapannya dapat mencakup continuous learning, real-world evidence, adaptive workflow, quality improvement, dan federated learning. Setiap contoh menunjukkan bahwa prediksi yang berguna selalu mempunyai dua unsur: kemampuan mengenali risiko dan kemampuan organisasi melakukan sesuatu terhadap risiko tersebut.

Dari sudut manajemen, isu tersebut dapat dipahami sebagai kualitas prediksi sangat tergantung pada definisi outcome, populasi, periode waktu, dan proses pengumpulan data. Risiko bukan fakta tunggal; ia merupakan estimasi yang berubah sejalan dengan informasi baru. Model yang dikembangkan pada satu populasi belum tentu mempertahankan performanya pada rumah sakit, wilayah, kelompok usia, atau pola penyakit yang berbeda. Oleh karena itu, validasi lokal dan kalibrasi harus dianggap sebagai aktivitas klinis penting. Organisasi perlu mengetahui siapa yang diprediksi, apa horizon waktunya, tindakan apa yang diharapkan, dan apa konsekuensi false positive maupun false negative. Nilai teknologi baru muncul ketika informasi risiko diterjemahkan menjadi tindakan yang tepat, tepat waktu, dan dapat dipertanggungjawabkan.

Bila dilihat dari perspektif keselamatan pasien, predictive care membutuhkan desain alur kerja yang eksplisit. Sebuah skor risiko tidak mempunyai nilai klinis apabila tidak ada pemilik keputusan, ambang eskalasi, waktu respons, dan pilihan intervensi. Rumah sakit perlu menentukan apakah sinyal masuk kepada dokter penanggung jawab, perawat, rapid response team, case manager, command center, atau kombinasi beberapa pihak. Pengaturan ini harus mempertimbangkan shift kerja, kapasitas respons, dan

kemungkinan alarm berlebih. Di sinilah ilmu manajemen bertemu dengan data science: organisasi harus memastikan bahwa informasi yang benar tiba kepada orang yang tepat pada saat yang tepat dan dalam bentuk yang mudah ditindaklanjuti. Transformasi tersebut harus diukur melalui outcome nyata: keselamatan, mutu, pengalaman pasien, efisiensi, dan keadilan.

Implikasinya bagi organisasi cukup mendalam karena penggunaan continuous learning, real-world evidence, adaptive workflow, quality improvement, dan federated learning dapat memengaruhi distribusi sumber daya. Pasien berisiko tinggi mungkin membutuhkan pemantauan lebih rapat, konsultasi lebih dini, atau follow-up yang lebih intensif. Namun, prioritas berbasis algoritma harus diawasi agar tidak menciptakan ketidakadilan baru. Bila data historis mencerminkan akses yang timpang, model dapat belajar bahwa kelompok yang sebelumnya jarang memperoleh pelayanan juga tampak mempunyai kebutuhan lebih rendah. Karena itu, evaluasi model harus mencakup subgroup performance, calibration, sensitivity, specificity, positive predictive value, serta konsekuensi nyata dari keputusan yang dihasilkan. Prinsip yang harus dijaga adalah bahwa kecanggihan algoritma tidak boleh mengurangi sentuhan manusiawi dalam pelayanan.

Pada tingkat klinis, transformasi ini tampak ketika keberhasilan implementasi harus dinilai dengan desain evaluasi yang lebih luas daripada akurasi algoritma. Rumah sakit perlu menguji apakah penggunaan model mempercepat tindakan, menurunkan adverse events, mengurangi lama rawat, meningkatkan continuity of care, mengurangi beban dokumentasi, atau memperbaiki pengalaman pasien dan staf. Bila sistem hanya menghasilkan lebih banyak notifikasi tanpa perubahan outcome, organisasi perlu berani mengubah ambang, antarmuka, atau bahkan menghentikan model. Evaluasi juga perlu memperhitungkan biaya integrasi, pelatihan, maintenance, cybersecurity, dan kebutuhan monitoring sepanjang siklus hidup. Rumah sakit karena itu perlu membangun kemampuan belajar, bukan hanya membeli perangkat lunak.

Dalam konteks Indonesia, tema ini memiliki arti khusus karena peran manusia justru menjadi semakin penting ketika sistem menjadi semakin canggih. Klinisi perlu memahami bahwa probabilitas bukan kepastian dan penjelasan model bukan pengganti penalaran klinis. Mereka harus mampu mengenali situasi ketika data tidak merepresentasikan pasien, ketika konteks sosial mengubah makna risiko, atau ketika nilai dan preferensi pasien membuat pilihan yang berbeda menjadi lebih tepat. Pasien pun perlu memperoleh penjelasan yang proporsional mengenai bagaimana data dan algoritma digunakan, terutama bila hasil prediksi memengaruhi intensitas pelayanan atau keputusan penting. Pendekatan ini menempatkan AI sebagai alat bantu keputusan yang diawasi, bukan otoritas klinis yang berdiri sendiri.

Karena itu, indikator keberhasilan perlu bergeser dari pendekatan bertahap lebih realistis daripada transformasi serentak. Rumah sakit dapat memulai dari satu use case yang memiliki burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan sponsor klinis kuat. Setelah pilot, organisasi mengevaluasi manfaat, risiko, adopsi, dan dampak kerja sebelum memperluas skala. Pembelajaran dari pilot perlu didokumentasikan dalam model card, data dictionary, standard operating procedure, log perubahan, serta indikator monitoring. Dengan cara ini, pengembangan AI membangun kapasitas organisasi dari waktu ke waktu. Pada akhirnya, kepercayaan merupakan infrastruktur yang sama pentingnya dengan data, jaringan, dan komputasi.

Secara konseptual, perubahan ini penting karena transformasi dari rumah sakit yang menyimpan data terutama sebagai dokumentasi masa lalu ke learning health system yang menggunakan data pelayanan untuk belajar, memperbaiki model, mengevaluasi intervensi, dan menyesuaikan praktik secara berkelanjutan menuntut perubahan ukuran keberhasilan. Fokus tidak lagi hanya pada berapa banyak pasien dilayani atau berapa cepat proses selesai, tetapi juga pada berapa banyak risiko yang berhasil

dikenali lebih dini, berapa intervensi yang tepat sasaran, berapa adverse event yang dapat dihindari, dan apakah manfaat tersebut tersebar secara adil. Indikator teknis harus ditempatkan berdampingan dengan indikator klinis, operasional, pengalaman, finansial, dan equity. Dengan kerangka seperti ini, membuat setiap episode pelayanan menjadi sumber pembelajaran tanpa mengorbankan hak, privasi, dan martabat pasien. Dengan logika ini, predictive care menjadi sarana memperbesar waktu untuk bertindak, bukan sekadar menambah jumlah alarm.

26. Penutup: Predictive Care sebagai Kapabilitas Organisasi

Transformasi dari reactive care ke predictive care bukanlah perpindahan sederhana dari manusia ke algoritma. Ia merupakan perubahan cara rumah sakit memahami waktu, risiko, data, dan tanggung jawab. Reactive care akan tetap dibutuhkan karena penyakit akut, kecelakaan, kegawatan, dan ketidakpastian tidak pernah hilang. Yang berubah adalah kemampuan rumah sakit untuk melihat lebih jauh ke depan, mengenali pola lebih dini, dan mempersiapkan respons sebelum kondisi memburuk.

Artificial Intelligence menyediakan mesin analitik untuk perubahan tersebut. AI dapat membantu memprediksi deteriorasi, readmission, kebutuhan tempat tidur, penggunaan obat, permintaan IGD, risiko komplikasi, dan sejumlah peristiwa lain. Namun, algoritma yang hebat belum tentu menghasilkan pelayanan yang lebih baik. Manfaat muncul ketika model dibangun di atas data yang dapat dipercaya, divalidasi pada populasi lokal, terintegrasi ke workflow, dijelaskan secara proporsional, diawasi sepanjang siklus hidup, dan dihubungkan dengan intervensi yang benar-benar tersedia.

Karena itu, masa depan predictive hospital adalah masa depan human-AI collaboration. Mesin unggul dalam pemrosesan pola, konsistensi, skala, dan kecepatan. Manusia unggul dalam konteks, makna, empati, nilai, tanggung jawab, dan penilaian ketika aturan tidak cukup. Rumah sakit yang cerdas adalah rumah sakit yang mengetahui kapan harus mempercayai algoritma, kapan harus mempertanyakannya, kapan harus meminta data tambahan, dan kapan harus mengutamakan pertimbangan manusia.

Bagi Indonesia, peluangnya besar. Data kesehatan yang semakin terhubung, ekosistem interoperabilitas, berkembangnya telemedicine, wearable, dan AI membuka jalan menuju pelayanan yang lebih proaktif. Namun, keberhasilan harus dibangun di atas kesetaraan akses, kesiapan SDM, keamanan, tata kelola, dan kemampuan rumah sakit di berbagai tingkat kematangan digital. Predictive care tidak boleh menjadi kemewahan segelintir institusi; ia perlu berkembang sebagai kemampuan sistem kesehatan untuk menggunakan data demi mencegah bahaya, meningkatkan akses, dan mengarahkan sumber daya kepada mereka yang paling membutuhkan.

Pada akhirnya, transformasi paling penting bukan ketika rumah sakit mampu memprediksi masa depan secara lebih akurat, melainkan ketika prediksi membuat organisasi bertindak lebih bijaksana pada masa kini. Teknologi memperoleh makna ketika ia memberikan waktu tambahan bagi manusia: waktu untuk mencegah, waktu untuk berdiskusi, waktu untuk merawat, dan waktu untuk menyelamatkan. Di situlah perjalanan dari reactive care ke predictive care mencapai tujuan sebenarnya.

27. Agenda Strategis bagi Manajemen Rumah Sakit

1. Mulailah dari masalah pelayanan yang jelas, bukan dari keinginan membeli teknologi. Prioritaskan use case dengan burden tinggi, data cukup baik, jalur intervensi jelas, dan outcome yang dapat diukur.

2. Bangun governance lintas fungsi yang melibatkan klinisi, keperawatan, farmasi, TI, data science, mutu, keselamatan pasien, legal, etik, keamanan siber, dan perwakilan pasien.
3. Pisahkan evaluasi performa algoritma dari evaluasi dampak. Model yang akurat harus tetap diuji apakah mengubah keputusan, mempercepat tindakan, dan meningkatkan outcome.
4. Gunakan validasi lokal dan monitoring berkelanjutan. Jangan menganggap model tetap valid ketika populasi, protokol, perangkat, atau pola penyakit berubah.
5. Kembangkan AI literacy dan data literacy bagi seluruh level organisasi, termasuk pimpinan rumah sakit, agar keputusan investasi tidak bergantung pada jargon vendor.
6. Tetapkan mekanisme transparansi dan human oversight. Pengguna harus mengetahui tujuan, batas, dan kondisi ketika rekomendasi model tidak boleh diikuti secara otomatis.
7. Masukkan equity ke dalam dashboard kinerja. Performa harus dibandingkan antar kelompok klinis dan demografis yang relevan agar manfaat tidak terkonsentrasi pada populasi tertentu.
8. Bangun arsitektur interoperabilitas dan standardisasi data sehingga AI tidak berkembang sebagai pulau-pulau aplikasi yang sulit diaudit dan dipelihara.
9. Ukur total cost of ownership, termasuk integrasi, data engineering, keamanan, pelatihan, monitoring, dan perubahan workflow, bukan hanya biaya lisensi.
10. Jaga human-centered care sebagai prinsip. Tujuan AI bukan membuat rumah sakit lebih otomatis, melainkan membuat pelayanan lebih aman, lebih dini, lebih personal, dan lebih manusiawi.

GLOSSARIUM

Artificial Intelligence (AI): Kemampuan sistem komputasi melakukan tugas yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia, termasuk mengenali pola, membuat prediksi, dan menghasilkan rekomendasi.

Algorithmic bias: Distorsi sistematis dalam model yang menghasilkan perbedaan performa atau dampak yang tidak adil antar kelompok.

Alert fatigue: Penurunan respons pengguna karena jumlah peringatan yang terlalu banyak atau terlalu sering tidak relevan.

AUROC: Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve; ukuran kemampuan model membedakan kasus positif dan negatif pada berbagai threshold.

Automation bias: Kecenderungan manusia terlalu mempercayai rekomendasi sistem otomatis meskipun terdapat alasan untuk mempertanyakannya.

Calibration: Kesesuaian antara probabilitas risiko yang diprediksi model dan frekuensi kejadian yang benar-benar terjadi.

Clinical deterioration: Perburukan kondisi fisiologis atau klinis pasien yang meningkatkan risiko kegawatan, transfer ICU, atau adverse event.

Clinical decision support: Sistem yang menyediakan informasi atau rekomendasi untuk membantu pengambilan keputusan klinis.

Data drift: Perubahan distribusi data input dari waktu ke waktu dibandingkan data yang digunakan ketika model dikembangkan.

Data governance: Kebijakan, tanggung jawab, standar, dan proses untuk mengelola kualitas, akses, keamanan, dan penggunaan data.

Digital twin: Representasi digital dinamis dari pasien, proses, fasilitas, atau sistem yang diperbarui dengan data dan dapat digunakan untuk simulasi.

Early warning system: Sistem yang mengidentifikasi pasien berisiko mengalami perburukan agar intervensi dapat dilakukan lebih dini.

Explainability: Kemampuan memberikan informasi yang membantu manusia memahami dasar atau faktor yang berkontribusi pada output model.

False negative: Kasus berisiko yang tidak dikenali model sebagai positif.

False positive: Kasus yang diprediksi berisiko tetapi kejadian yang diprediksi tidak terjadi.

Foundation model: Model AI berskala besar yang dilatih pada data luas dan dapat diadaptasi untuk banyak tugas.

Generative AI: AI yang menghasilkan konten baru seperti teks, gambar, audio, atau bentuk data lain berdasarkan pola yang dipelajari.

Human-AI teaming: Kolaborasi terstruktur antara manusia dan AI dengan pembagian peran, kontrol, dan tanggung jawab yang jelas.

Interoperability: Kemampuan sistem yang berbeda bertukar, memahami, dan menggunakan data secara konsisten.

Learning health system: Sistem kesehatan yang terus menggunakan data dari praktik untuk menghasilkan pembelajaran dan memperbaiki pelayanan.

Machine learning: Cabang AI yang mengembangkan model dari pola data untuk klasifikasi, prediksi, atau pengambilan keputusan.

Model drift: Penurunan performa atau perubahan perilaku model karena data, populasi, praktik, atau lingkungan berubah.

Model registry: Repositori terkelola yang mencatat versi, tujuan, pemilik, validasi, status, dan riwayat perubahan model AI.

Negative predictive value: Proporsi prediksi negatif yang benar-benar tidak mengalami kejadian.

Predictive analytics: Penggunaan data, statistik, dan algoritma untuk memperkirakan probabilitas kejadian masa depan.

Predictive care: Model pelayanan yang memanfaatkan estimasi risiko untuk memungkinkan intervensi lebih dini dan terarah.

Precision medicine: Pendekatan yang menyesuaikan pencegahan atau terapi berdasarkan karakteristik individual pasien.

Positive predictive value: Proporsi prediksi positif yang benar-benar mengalami kejadian.

Reactive care: Pelayanan yang terutama merespons masalah setelah gejala, komplikasi, atau kejadian telah muncul.

Readmission: Kunjungan rawat inap kembali setelah pasien dipulangkan dalam periode tertentu.

Remote patient monitoring: Pemantauan kondisi pasien dari jarak jauh melalui perangkat digital dan transmisi data.

Sensitivity: Kemampuan model mengidentifikasi kasus yang benar-benar mengalami outcome.

Specificity: Kemampuan model mengidentifikasi kasus yang tidak mengalami outcome.

Total Product Life Cycle: Pendekatan pengelolaan teknologi dari desain, validasi, implementasi, pemantauan pascapenerapan, perubahan, hingga penghentian.

Trust calibration: Tingkat kepercayaan manusia yang sesuai dengan kemampuan dan keterbatasan nyata sistem AI.

Value-based healthcare: Pendekatan yang mengaitkan sumber daya dan pembayaran dengan outcome yang bermakna bagi pasien relatif terhadap biaya.

Virtual ward: Model pelayanan yang memungkinkan pasien memperoleh pemantauan dan dukungan setara rawat intensif tertentu di luar ruang rawat fisik.

Wearable: Perangkat yang dikenakan tubuh untuk mengukur atau merekam data fisiologis atau perilaku.

DAFTAR PUSTAKA

Format APA 7. DOI dicantumkan apabila tersedia.

Artetxe, A., Beristain, A., & Graña, M. (2018). Predictive models for hospital readmission risk: A systematic review of methods. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 164, 49–64.

<https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.06.006>

Blanco, J., Ferreras, M., & Cosido, O. (2026). Predictive modeling of hospital emergency department demand using artificial intelligence: A systematic review. *International Journal of Medical Informatics*, 207, 106215. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2025.106215>

- Calcaterra, V., Guardamagna, L., Gatti, A., Rossi, V., Patanè, P., Marin, L., Vandoni, M., & Zuccotti, G. (2026). Digital twins in healthcare: A systematic review of current applications, frameworks, and future directions. *Digital Health*, 12. <https://doi.org/10.1177/20552076261415934>
- Fares, M. Y., Liu, H. H., Etges, A. P. B. S., Zhang, B., Warner, J. J. P., Olson, J. J., Fedorka, C. J., Khan, A. Z., Best, M. J., Kirsch, J. M., Simon, J. E., Sanders, B., Costouros, J. G., Zhang, X., Jones, P., Haas, D. A., & Abboud, J. A. (2024). Utility of machine learning, natural language processing, and artificial intelligence in predicting hospital readmissions after orthopaedic surgery: A systematic review and meta-analysis. *JBJS Reviews*, 12(8). <https://doi.org/10.2106/JBJS.RVW.24.00075>
- Gerry, S., Bonnici, T., Birks, J., Kirtley, S., Virdee, P. S., Watkinson, P. J., & Collins, G. S. (2020). Early warning scores for detecting deterioration in adult hospital patients: Systematic review and critical appraisal of methodology. *BMJ*, 369, m1501. <https://doi.org/10.1136/bmj.m1501>
- Guan, G., Lee, C. M. Y., Begg, S., Crombie, A., & Mnataganian, G. (2022). The use of early warning system scores in prehospital and emergency department settings to predict clinical deterioration: A systematic review and meta-analysis. *PLOS ONE*, 17(3), e0265559. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0265559>
- Jahandideh, S., Ozavci, G., Sahle, B. W., Kouzani, A. Z., Magrabi, F., & Bucknall, T. (2023). Evaluation of machine learning-based models for prediction of clinical deterioration: A systematic literature review. *International Journal of Medical Informatics*, 175, 105084. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2023.105084>
- Kansagara, D., Englander, H., Salanitro, A., Kagen, D., Theobald, C., Freeman, M., & Kripalani, S. (2011). Risk prediction models for hospital readmission: A systematic review. *JAMA*, 306(15), 1688–1698. <https://doi.org/10.1001/jama.2011.1515>
- McGaughey, J., O'Halloran, P., Porter, S., & Blackwood, B. (2017). Early warning systems and rapid response to the deteriorating patient in hospital: A systematic realist review. *Journal of Advanced Nursing*, 73(12), 2877–2891. <https://doi.org/10.1111/jan.13398>
- Muralitharan, S., Nelson, W., Di, S., McGillion, M., Devereaux, P. J., Barr, N. G., & Petch, J. (2021). Machine learning-based early warning systems for clinical deterioration: Systematic scoping review. *Journal of Medical Internet Research*, 23(2), e25187. <https://doi.org/10.2196/25187>
- Nunes, A. L., Lisboa, T., da Rosa, B. N., & Blatt, C. R. (2025). Impact of artificial intelligence on hospital admission prediction and flow optimization in health services: A systematic review. *International Journal of Medical Informatics*, 204, 106057. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2025.106057>
- Patel, R., Nugawela, M. D., Edwards, H. B., Richards, A., Le Roux, H., Pullyblank, A., & Whiting, P. (2018). Can early warning scores identify deteriorating patients in pre-hospital settings? A systematic review. *Resuscitation*, 132, 101–111. <https://doi.org/10.1016/j.resuscitation.2018.08.028>
- Ruiz, V. M., Goldsmith, M. P., Shi, L., Simpao, A. F., Gálvez, J. A., Naim, M. Y., Nadkarni, V., Gaynor, J. W., & Tsui, F. R. (2022). Early prediction of clinical deterioration using data-driven machine-learning modeling of electronic health records. *Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery*, 164(1), 211–222.e3. <https://doi.org/10.1016/j.jtcvs.2021.10.060>
- Selmer, N., Berthelsen, C., Van Grootven, B., Meyer, G., & Loft, M. I. (2025). Identifying risk prediction models and predictors for hospital readmission in patients with medical conditions: A systematic

review and meta-analysis. *International Journal of Nursing Studies*, 171, 105188.

<https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2025.105188>

Veldhuis, L. I., Woittiez, N. J. C., Nanayakkara, P. W. B., & Ludikhuize, J. (2022). Artificial intelligence for the prediction of in-hospital clinical deterioration: A systematic review. *Critical Care Explorations*, 4(9), e0744. <https://doi.org/10.1097/CCE.0000000000000744>

World Health Organization. (2021). Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance. World Health Organization.

World Health Organization. (2024). Artificial intelligence for health: Supporting countries to deploy responsible AI technologies to accelerate equitable health for all. World Health Organization.

World Health Organization. (2024). Benefits and risks of using artificial intelligence for pharmaceutical development and delivery. World Health Organization.

World Health Organization. (2024). Ethics and governance of artificial intelligence for health: Guidance on large multi-modal models. World Health Organization.

U.S. Food and Drug Administration. (2025). Artificial intelligence-enabled device software functions: Lifecycle management and marketing submission recommendations. U.S. Department of Health and Human Services.

U.S. Food and Drug Administration. (2026). Clinical decision support software: Guidance for industry and Food and Drug Administration staff. U.S. Department of Health and Human Services.