

인공지능과 의료관련감염 감시의 미래: 정밀성, 협력, 실행, 사람을 잇다

Artificial Intelligence and the Future of Healthcare-Associated Infection Surveillance: Bridging Precision, Partnership, Practice, and People

Clin Infect Dis. 2026 (Editorial Commentary)

원문 PDF: https://static.potados.com/papers-ko/2026-06-04/214904-alzyood-2026-ai-hai-future-editorial_original.pdf

번역 생성일: 2026-06-04

※ 기계 보조 번역(자동 검수 1회 포함)입니다. 인용·임상 판단 시 반드시 원문을 확인하십시오. 참고문헌은 원문 그대로 두었습니다.

영국 옥스퍼드, 옥스퍼드 브룩스 대학교(Oxford Brookes University) 심리학·보건·전문성개발학과

Mamdooh Alzyood

(473-9쪽에 실린 Morgan 등의 관점(Viewpoint) 논문을 참조하십시오.)

인공지능(artificial intelligence, AI)은 보건의료 시스템이 의료관련감염(healthcare-associated infections, HAIs)을 식별하고 모니터링하며 예방하는 방식을 변혁할 상당한 잠재력을 지니고 있으며, 전 세계 병원들이 이러한 지속적 과제와 계속 씨름하는 가운데 가능성과 복잡성을 동시에 제시합니다. 전자건강기록(electronic health record, EHR) 마이닝에서부터 자연어 처리, 예측 분석에 이르기까지, AI는 개념에서 임상 현실로 옮겨가기 시작하고 있습니다. 그러나 감염 감시로의 통합은 여전히 제한적이며, 대부분의 응용은 아직 파일럿 연구나 후향적 분석에 머물러 있습니다. 이번 호 *Clinical Infectious Diseases*에서 Morgan 등은 감염 감시에 생성형 AI를 사용하는 문제를 다룬 시의적절한 관점 논문을 통해 이 신생 영역을 다루며, 대규모 언어 모델(large language model, LLM)이 어떻게 사례 검출과 보고 정확도를 향상시킬 수 있는지를 기술합니다 [1]. 그들의 연구는 AI가 감염예방 전문가를 대체하기보다는 보완하여 해석을 강화하고 효율성을 개선하며 병원이 감염 위험을 예측하는 방식을 재구성해야 한다는, 점점 커지는 합의를 반영합니다.

Morgan 등 [1]은 이 진화하는 논의에 세 가지 중요한 기여를 합니다. 첫째, 생성형 AI가 이전의 머신러닝(machine learning) 접근법과 어떻게 다른지를, 특히 비정형 임상 서술을 해석하는 능력 측면에서 명확히 합니다. 둘째, 기존 감염 감시 체계와 부합하는 현실적인 구현 경로를 제시합니다. 셋째, 전향적 검증과 견고한 인간 감독에 대한 요구로써 낙관론을 적절히 완화합니다. 그들의 관점은 생성형 AI를 확립된 감시 시스템 내에 위치시켜, 언어 모델이 어떻게 감염 정의를 국가 및 국제 보고 표준에 맞출 수 있는지를 보여줍니다. 이는 AI에 대한 열광이 신중한 평가를 쉽게 앞지를 수 있는 시점에서 가치 있는 기여입니다. 이 논문은 AI가 무엇을 달성할 수 있는지뿐 아니라, 감염예방 진료에서 책임 있는 도입을 보장하기 위해 AI의 개발·거버넌스·검증 과정이 어떻게 진화해야 하는지에 대한 성찰을 촉구합니다. Morgan 등이 사례 깊은 종합을 제공하기는 하지만, 이 관점은 잠재적 실패 양상—생성형 AI가 언제 그리고 왜 감염을 오분류할 수 있는지를 포함하여—에 대한 보다 심층적인 논의와, 알고리즘적 판단과 임상적 판단이 갈릴 때 필요한 감독 기제에 대한 보다 명확한 지침으로부터 도움을 받았을 것입니다. 그들의 분석은 주로 기술적 실현 가능성에 초점을 맞추어, 레거시 시스템과의 상호운용성(interoperability)이나 AI를 전문가 자율성에 대한 위협으로 인식할 수 있는 감염예방 팀의 저항과 같은 구현 장벽에는 상대적으로 적은 주의를 기울입니다.

대규모 분석에서 나온 최근 근거는 감염 감시에서 AI의 커지는 잠재력을 뒷받침합니다. 머신러닝 도구는 감시 업무량을 최대 85%까지 감소시켰고, HAI 발생률을 1.31%에서 0.58%로 낮추었으며, 수술부위감염 및 요로감염 검출에서 곡선하면적(area under the curve, AUC) 값이 0.90에 근접하는 성과를 달성했습니다 [2]. 6000명이 넘는 입원 환자 데이터에 랜덤 포레스트(random forest) 알고리즘을 적용한 연구는 기록 검토 시간을 71% 단축하고 특이도 손실 없이 실제 감염 검출을 42% 증가시키는 것을 입증했습니다 [3]. 메타분석과 체계적 문헌고찰들도 유사한 진단 정확도를 보고하며, SHapley Additive

exPlanations(SHAP) 같은 설명 가능한 AI(explainable AI) 접근법이 임상 의학의 신뢰와 모델 투명성을 향상시킨다고 언급합니다 [4, 5]. 보다 폭넓은 종합 연구들은 AI 지원 조기 경보 시스템이 전통적 방법보다 발병을 더 일찍 검출하고 여러 데이터 스트림을 더 효율적으로 통합할 수 있음을 추가로 확인합니다 [6]. 종합하면, 이러한 결과들은 감염 감시에서 AI의 근거 기반이 강화되고 있는 한편, 이를 측정 가능한 임상적 이익으로 일관되게 전환하는 것은 여전히 진행 중인 과제를 시사합니다.

실제 현장의 구현은 이제 실현 가능성과 적응에 관한 중요한 교훈을 만들어내고 있습니다. 미국에서는 GPT-4와 Mixtral 같은 모델이 프롬프트가 올바르게 구조화되었을 때 중심정맥관 및 카테터 관련 감염에 대한 국가의료안전망(National Healthcare Safety Network, NHSN) 정의에 대해 정확하게 수행했습니다 [7]. 브라질에서는 자동화가 파일럿 시험에서 병원 전체 배치로 확장되어 신뢰성과 업무량에서 측정 가능한 개선을 만들어냈습니다 [3]. 이탈리아, 덴마크, 캐나다의 프로그램들은 수작업 노력의 상당한 감소와 감염 클러스터의 조기 식별을 보고했습니다 [2]. 종합하면, 이러한 사례들은 AI 기반 감시가 실험적 개념 증명을 넘어 진전하고 있음을 시사하지만, 준비도·규제·검증 역량은 여전히 보건의료 시스템 간에 상당히 다양합니다.

이러한 진전에도 불구하고 몇 가지 한계가 지속됩니다. 대부분의 시스템은 여전히 완전한 실시간 학습 아키텍처가 아니라 후향적 또는 반자동화된 설계에 의존합니다. 다양한 환경에 걸친 검증은 여전히 제한적인데, 많은 알고리즘이 다기관 워크플로우의 복잡성이나 지역 역학을 포착하지 못할 수 있는 단일 기관 데이터로 학습되기 때문입니다. 특히 세 가지 편향이 우려됩니다. 첫째, AI 성능이 임상 기록의 완전성과 서술 양식에 좌우되는 **문서화 편향(documentation bias)**, 둘째, 학습 데이터가 특정 환자 집단이나 감염 유형을 과대 대표할 수 있는 **선택 편향(selection bias)**, 셋째, 과거 분류로 학습된 모델이 시대에 뒤떨어지거나 일관되지 않은 관행을 영속화할 위험이 있는 **확증 편향(confirmation bias)**입니다. [1]을 포함하여 대부분의 연구에서 눈에 띄게 빠져 있는 것은, 이러한 편향들이 실제로 어떻게 상호작용하는지에 대한 논의입니다—문서화 품질은 주간 근무조와 야간 근무조 사이에서, 교육 병원과 지역 병원 사이에서, 그리고 서로 다른 전문 분과에 걸쳐 현저하게 달라집니다. 모델 투명성, 재현성, 버전 관리(version control)는 계속해서 신뢰를 저해합니다. 외부 검증—서로 다른 EHR 시스템, 환자 인구통계, 감염예방 프로토콜을 가진 기관들에 걸쳐 알고리즘을 전향적으로 시험하는 것으로 정의됨—은 여전히 드뭅니다 [2, 3, 5]. 그러한 검증이 없으면, 한 학술 의료센터에서 잘 수행되는 알고리즘이 다른 환경에서는 완전히 실패할 수 있습니다. 이러한 과제를 해결하려면 공유 데이터 자원, 설명 가능한 모델, 그리고 성능을 투명하게 평가할 수 있게 하는 개방형 벤치마킹 체계에 대한 지속적인 투자가 필요합니다.

그러나 기술적 진전만으로는 충분하지 않습니다. 책임 있고 신뢰할 수 있는 도입을 보장하려면 윤리 및 거버넌스 표준이 병행하여 진화해야 합니다. 데이터 프라이버시, AI 인프라에 대한 공평한 접근, 그리고 알고리즘 편향은 부차적 고려사항이 아니라 구현 성공의 핵심 결정 요인입니다. 협력적 데이터 생태계와 공유 학습 모델은 지역 간 격차를 줄이고 역학 정보(epidemic intelligence)에서 일관된 표준을 유지하는 데 필수적입니다 [8]. 경제협력개발기구(Organisation for Economic Co-operation and Development, OECD)는 투명성, 인간 감독, 지속적 데이터 품질 보증을 디지털 감시와 임상 진료에서 AI를 책임 있게 사용하기 위한 전제 조건으로 강조합니다 [9]. 이러한 원칙들은 이제 시행 가능한 거버넌스 구조로 진화하여, AI가 독점적 사일로(silo)와 검증되지 않은 주장을 통해 감염 감시를 분절화하는 것이 아니라 강화하도록 보장해야 합니다.

그림 1. AI 기반 감염 감시를 위한 4Ps 틀로, 정밀성(precision), 협력(partnership), 실행(practice), 사람(people)이 어떻게 결합하여 환자 안전과 감염예방을 강화하는지를 보여줍니다. 순환 고리에는 "지속적 인간-AI 학습 및 피드백(Continuous Human-AI Learning and Feedback)"이라는 표지가 붙어 있습니다. [원문 그림 참조]

표 1. 의료관련감염(HAI) 감시에서 인공지능을 위한 4Ps 틀

기둥 (Pillar)	정의 및 초점	핵심 고려사항	예시 요소
정밀성 (Precision)	HAI 검출을 위한 AI 모델의 알고리즘 개발, 분석 정확도, 기술적 검증에 초점을 맞춘다	알고리즘은 다양한 환경과 집단에 걸쳐 엄격하게 검증되어야 한다. 문서화 편향, 선택 편향, 확증 편향이 식별되고 완화되어야 한다. 배치 이전에 표준화된 벤치마크에 대한 외부·다기관 검증이 필수적이다	• 다기관 검증 • 편향 평가 • 성능 지표 (민감도, 특이도, AUC) • 설명 가능한 AI 방법 • 재현성 프로토콜
협력 (Partnership)	AI 시스템, 의료 기관, 기술 개발자, 규제 기관 사이의 협업을 정의한다	AI는 기존 감염 감시 인프라와 매끄럽게 통합되어야 한다. 전자건강기록 시스템과의 상호운용성, 데이터 공유 협약, 공급업체의 책임성이 결정적이다. 명확한 거버넌스 구조가 독점적 사일로를 방지한다	• AI-EHR 통합 • 데이터 공유 프로토콜 • 공급업체 책임성 • 규제 체계 • 기관 간 협업
실행 (Practice)	실제 현장 구현을 다루며, 임상 환경에서 환자 안전 결과와 감시 효과성을 측정한다	구현은 CDC(미국 질병통제예방센터)나 NHSN이 정의한 것과 같은 표준화된 지표를 사용하여 환자 결과에서 측정 가능한 개선을 입증해야 한다. 비용효과성, 서로 다른 자원 환경에 걸친 공평한 접근, 그리고 규제 준수가 지속 가능한 도입을 보장한다	• 환자 안전 결과 • 감염 관련 사망률 • 비용효과 분석 • 공평한 접근 • 규제 준수 • 실제 현장 검증 연구
사람 (People)	감염예방 전문가, 임상의, 환자, 그리고 보다 넓은 보건의료 인력을 포함한 인간 이해관계자를 중심에 둔다	인력 교육은 감염예방 전문가가 AI 출력을 해석하고 감사하며 필요할 때 무효화할 수 있도록 보장한다. 임상 감독은 책임성을 유지하고, 환자 및 대중의 참여는 신뢰를 구축한다. 자율성과 고용 안정성에 대한 전문가의 우려를 다루는 것이 필수적이다	• 인력 교육 프로그램 • 임상 감독 기제 • 환자 참여

기둥 (Pillar)	정의 및 초점	핵심 고려사항	예시 요소
			• 전문성 개발 • 변화 관리 전략

4Ps 틀은 AI를 HAI 감시에 통합하기 위한 기초 구조를 제공합니다. 각 기둥은 효과적이고 윤리적이며 지속 가능한 구현에 필요한 핵심 영역을 나타냅니다. 이 틀은 보건의료 시스템과 자원 환경에 걸쳐 의도적으로 적응 가능하도록 설계되었습니다.

약어: AUC, 곡선하면적(area under the curve); CDC, 미국 질병통제예방센터(Centers for Disease Control and Prevention); EHR, 전자건강기록(electronic health record); NHSN, 국가의료안전망(National Healthcare Safety Network).

거버넌스 개혁과 병행하여, 진전은 알고리즘을 정교하게 다듬고 감염예방 전문가, 임상, 데이터 과학자 사이의 지속적인 협력을 길러내는 데 달려 있습니다. 효과적인 협업에는 해석 가능성(interpretability), 감사 가능성(auditability), 그리고 환자 안전 결과에서의 입증 가능한 개선이 필요합니다. 향후 연구는 전향적 다기관 검증, 항균제 스튜어드십(antimicrobial stewardship) 활동과의 통합, 그리고 감염 관련 사망률 및 비용 회피와 같은 결과 측정을 우선시해야 합니다. 모든 환경에 걸쳐, 궁극적 목표는 AI가 인간의 전문성을 향상시키고 전문가의 판단을 지원하며 행정 부담을 줄이도록 보장하는 것입니다. 이러한 우선순위는 분석적 정밀성, 다학제적 협력, 실질적 구현, 그리고 보건의료 전문가·환자·서비스 이용자의 의미 있는 참여를 연결하는 일관된 틀의 필요성을 강조합니다. 그러한 포용성은 감염 감시에서 지속 가능한 AI 통합을 위한 견고한 기반을 제공할 것입니다.

감염 감시가 응용 AI의 단계로 진입하면서, 이제 과제는 정밀성, 협력, 실행, 사람을 하나의 일관된 틀로 통합하는 데 있습니다. 이 논평은 임상적 진실성과 윤리적 거버넌스를 유지하면서 AI 기반 감염예방을 진전시키기 위한 실용적 경로로 4Ps 접근법을 제안합니다. 신생 근거와 국제적 경험을 바탕으로, 정밀성(precision), 협력(partnership), 실행(practice), 사람(people)이라는 4Ps 틀을 통해 구조화된 모델을 명료하게 제시할 수 있습니다(그림 1). 각 기둥에 대한 추가적인 운영 세부사항은 표 1에 제시되어 있습니다. 정밀성은 분석적 정확도와 방법론적 명료성을 보장하고, 협력은 인간의 통찰과 기술 혁신 사이의 협업을 강화하며, 실행은 구현을 환자 안전과 효과적인 감염 감시에 기반하게 하고, 사람은 그 과정을 대중과 보건의료 인력 양측 사이의 투명성·형평성·신뢰에 중점을 둡니다. 일부는 사람의 추가를 틀을 넓히는 것으로 볼 수도 있겠지만, 그 포함은 인간의 참여, 임상 감독, 환자의 신뢰가 지속 가능한 AI 도입에 필수적임을 인정하는 것입니다. 사람 기둥은 이 틀을 윤리적 실천과 포용성에 맞 내리게 하여, 기술적 진전이 감염예방의 사회적·전문적 현실과 계속 부합하도록 보장합니다.

전 세계의 근거는 이제 하나의 명확한 결론을 가리킵니다. 협력 없는 정밀성은 실행을 변혁하지 못할 것이며, 책임성 없는 자동화는 환자 안전을 진전시키지 못할 것입니다. 세 가지 행동이 필수적입니다. 첫째, 감염예방 조직은 다양한 보건의료 환경에 걸쳐 전향적 알고리즘 시험을 가능하게 하는 다기관 검증 레지스트리(registry)를 구축해야 합니다. 둘째, 규제 기관은 기존 진단 평가 체계와 부합하는, HAI 검출에서의 AI 성능에 대한 표준화된 벤치마크를 정의해야 합니다. 셋째, 보건의료 시스템은 감염예방 전문가가 AI 출력을 해석하고 감사하며 필요할 때 무효화할 수 있도록 역량을 갖추는 데 투자하여, 기술이 임상적 판단을 대체하는 것이 아니라 향상시키도록 보장해야 합니다. 보건의료가 지능형 감시의 시대로 진입하면서, 성공은 정밀성을 목적과, 협력을 사람과, 그리고 데이터를 감염예방을 정의하는 인간적 가치와 연결하는 우리의 집단적 역량에 달려 있을 것입니다.

주(Notes)

감사의 말(Acknowledgments). 저자는 이 논평에 기고하도록 초청해 준 *Clinical Infectious Diseases*의 편집팀에 감사하며, 책임 있는 AI 통합을 계속 진전시키고 있는 전 세계의 감염예방 및 데이터 과학 전문가들에게 사의를 표합니다.

재정 지원(Financial support). 본 연구에 대해 어떠한 재정 지원도 받지 않았습니다.

잠재적 이해상충(Potential conflicts of interest). 저자: 보고된 이해상충 없음. 저자는 ICMJE 잠재적 이해상충 공개 양식 (ICMJE Form for Disclosure of Potential Conflicts of Interest)을 제출하였습니다.

참고문헌 (원문)

1. Morgan DJ, Goodman KE, Branch-Elliman W, et al. Using generative AI for healthcare-associated infection surveillance. *Clin Infect Dis* 2026; 82:473-9.
2. Radaelli D, Di Maria S, Jakovski Z, et al. Advancing patient safety: the future of AI in mitigating hospital-acquired infections. *Healthcare (Basel)* 2024; 12:1996.
3. Ferreira AP, Nascimento CM, Silva JR, et al. Artificial-intelligence-based surveillance of hospital-acquired infections in Brazil: comparative performance with manual review. *Am J Infect Control* 2024; 52:480-8.
4. El Arab RA, Almoosa Z, Alkhunaizi M, Abuadas FH, Somerville J. Artificial intelligence in hospital-acquired infection surveillance: integrative review of evidence and explainability. *Front Public Health* 2025; 13:1612342.
5. Boicean A, Prisca D, Bratu DG, et al. Artificial intelligence applications in hospital-acquired infection control: a systematic review. *Diagnostics (Basel)* 2024; 14:675.
6. Villanueva-Miranda I, Xiao G, Xie Y. Artificial intelligence in early-warning systems for infectious-disease surveillance: systematic review. *Front Public Health* 2025; 13:1609615.
7. Wiemken TL, Carrico RM. Assisting the infection preventionist: use of AI for hospital-acquired infection surveillance. *Am J Infect Control* 2024; 52:625-9.
8. Suvvari TK, Kandi V. Artificial-intelligence-enhanced infectious-disease surveillance: a call for global collaboration. *New Microbes New Infect* 2024; 62:101494. doi:10.1016/j.nmni.2024.101494.
9. Organisation for Economic Co-operation and Development. AI In health: policy considerations and governance pathways. Paris: OECD, 2024.