ConBRepro
XVI CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
EVENTO ON-LINE
02 a 04 de dezembro de 2026
Inovação e Transformação Digital como Estratégia Competitiva nas Engenharias

A utilização da inteligência artificial e a segurança ocupacional: novas tendências

Giovanna Gonçalves
PPGEP – UTFPR
Angelo Marcelo Tusset
PPGEP – UTFPR

Resumo: A Segurança e Saúde Ocupacional (SSO) tem evoluído de um modelo focado na conformidade regulatória para abordagens sistêmicas de gestão de riscos. A integração da Inteligência Artificial (IA) ao ecossistema da Indústria 4.0 expande o escopo da SSO, permitindo o monitoramento contínuo das condições de trabalho e a antecipação de falhas operacionais. Este estudo explora as aplicações da IA na segurança ocupacional, com foco em ambientes de alta complexidade, como plantas de processamento químico e operações em espaços confinados. A partir de uma revisão sistemática, o referencial teórico mapeia tecnologias de *Machine Learning*, Internet das Coisas (IoT) e Visão Computacional aplicadas ao monitoramento ambiental e comportamental. Os resultados apontam que a combinação de *wearables* e algoritmos preditivos permite não apenas mitigar acidentes pontuais, mas também gerenciar a exposição prolongada a riscos físicos e químicos. Conclui-se que a adoção de sistemas inteligentes transforma a segurança ocupacional em um processo proativo, embora exija a superação de desafios ligados à integração de dados e à confiabilidade dos sensores em atmosferas perigosas.

Palavras-chave: Segurança Ocupacional; Inteligência Artificial; Monitoramento Contínuo; Gestão de Riscos.

The Use of Artificial Intelligence and Occupational Safety: New Trends

Abstract: Occupational Health and Safety (OHS) has evolved from a model focused on regulatory compliance to systemic risk management approaches. The integration of Artificial Intelligence (AI) into the Industry 4.0 ecosystem expands the scope of OHS, enabling continuous monitoring of working conditions and the anticipation of operational failures. This study explores AI applications in occupational safety, focusing on highly complex environments such as chemical processing plants and confined space operations. Based on a systematic review, the theoretical framework maps Machine Learning, Internet of Things (IoT), and Computer Vision technologies applied to environmental and behavioral monitoring. The results indicate that combining wearables and predictive algorithms allows for not only the mitigation of isolated accidents but also the management of prolonged exposure to physical and chemical risks. The study concludes that the adoption of intelligent systems transforms occupational safety into a proactive process, although it requires overcoming challenges related to data integration and sensor reliability in hazardous atmospheres.

Keywords: Occupational Safety; Artificial Intelligence; Continuous Monitoring; Risk Management.

1. Introdução

A área de Segurança e Saúde Ocupacional (SSO) reúne diversas medidas para proteger o bem-estar físico e mental dos trabalhadores. Tradicionalmente, essas práticas atuam avaliando o passado, com foco nos acidentes e falhas que já aconteceram (*lagging indicators*), configurando uma abordagem fundamentalmente reativa, focada na conformidade após a ocorrência do dano (ZHOU; GOH; LI, 2015). No entanto, em setores industriais críticos, a redução eficaz exige a antecipação de falhas e a criação de indicadores proativos (*leading indicators*) (POH; UBEYNARAYANA; GOH, 2018).

Neste contexto, a Quarta Revolução Industrial, ou Indústria 4.0, impulsionou uma transformação sem precedentes nos sistemas produtivos, introduzindo a digitalização profunda do chão de fábrica. A transição para a Indústria 4.0 introduz a Inteligência Artificial (IA) e a visualização avançada de dados como pilares essenciais para uma nova arquitetura de prevenção e gestão de riscos (GUO; YU; SKITMORE, 2017). A combinação de sensores automáticos, câmeras inteligentes e inteligência artificial permite identificar perigos instantaneamente. Isso entrega informações seguras e precisas, ajudando gestores e trabalhadores a tomarem as melhores decisões no dia a dia.

Mesmo com o grande interesse nessas tecnologias, ainda faltam estudos que organizem tudo o que já existe sobre o assunto com foco em proteger a vida dos trabalhadores em locais de trabalho perigosos ou difíceis. Portanto, este trabalho tem como objetivo central investigar a utilização da IA na segurança ocupacional. Busca-se analisar como a união de informações físicas, do local de trabalho e de câmeras, processadas por programas inteligentes, estabelece um novo padrão para prever e evitar riscos no dia a dia.

Para atingir este objetivo, o artigo está estruturado em cinco seções. Após esta introdução, a Seção 2 detalha os procedimentos metodológicos seguidos pelo protocolo PRISMA. A Seção 3 apresenta o referencial teórico que sustenta a pesquisa, apresentando as principais tecnologias habilitadoras. A Seção 4 apresenta os resultados, incluindo uma taxonomia das inovações mapeadas e discussões sobre seus desafios práticos. Por fim, a Seção 5 expõe as conclusões do estudo e aponta caminhos para pesquisas futuras.

2. Metodologia

Para garantir a qualidade da pesquisa e permitir que o estudo possa ser repetido por outros pesquisadores, este trabalho foi feito como uma revisão sistemática da literatura. Utilizamos as regras do protocolo PRISMA, um método reconhecido internacionalmente por tornar a pesquisa transparente, bem organizada e fácil de ser verificada passo a passo.

A estratégia de busca foi estruturada priorizando periódicos de alto impacto encontrados em três das mais relevantes bases de dados internacionais para a engenharia e tecnologia: Scopus, Web of Science e ScienceDirect. O processo de seleção e refinamento do portfólio bibliográfico seguiu as quatro etapas fundamentais prescritas pelo fluxograma PRISMA:

1. Identificação: Elaboração e execução de equações de busca (*search strings*) robustas, combinando descritores primários e secundários por meio de operadores booleanos. A equação padrão utilizada nas bases foi: ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "computer vision") AND ("occupational safety" OR "workplace safety" OR "accident prevention" OR "hazard mitigation"). A busca foi parametrizada para identificar esses termos nos títulos, resumos e palavras-chave dos documentos.
2. Triagem: Os registros recuperados nas bases de dados foram exportados para um software de gestão bibliográfica, onde ocorreu a exclusão automatizada de artigos duplicados. Em seguida, procedeu-se à triagem manual, que consistiu na leitura

preliminar dos títulos e resumos para filtrar e remover os estudos que tangenciavam o tema geral da IA, mas não se alinhavam ao objetivo central da pesquisa em segurança ocupacional.

3. Elegibilidade: Os artigos retidos na fase anterior foram submetidos a uma leitura na íntegra. O objetivo desta fase foi verificar se os documentos atendiam aos critérios rigorosos de inclusão preestabelecidos: deveriam ser artigos empíricos, estudos de caso ou revisões estruturadas, focados estritamente na aplicação de tecnologias inteligentes para a prevenção de riscos operacionais e mitigação de acidentes de trabalho.
4. Inclusão: Finalizado o processo de filtragem, consolidou-se a amostra final qualitativa. Esta amostra é composta por 20 referências internacionais de alto impacto que embasam e compõem o corpus de análise deste estudo.

A partir do portfólio final estabelecido pelo método PRISMA, foi realizada uma análise de conteúdo aprofundada dos artigos. Essa análise, de caráter qualitativo, permitiu extrair as principais contribuições de cada autor e categorizar os dados em eixos tecnológicos fundamentais — como Visão Computacional, *Machine Learning*, Processamento de Linguagem Natural (NLP) e Internet das Coisas (IoT). Essa categorização serviu de base para mapear a transição das metodologias tradicionais para os novos modelos de modelagem preditiva na segurança ocupacional.

3. Referencial Teórico

3.1 Monitoramento Fisiológico, Internet das Coisas (IoT) e Biomecânica

O escopo tradicional da segurança ocupacional, antes limitado a inspeções visuais periódicas e *checklists* em papel, é radicalmente ampliado pela integração de dispositivos *wearables* (tecnologias vestíveis) e redes de Internet das Coisas (IoT). A literatura demonstra que sensores miniaturizados acoplados aos Equipamentos de Proteção Individual (EPIs) — como capacetes inteligentes, óculos de realidade aumentada e coletes instrumentados — permitem o monitoramento personalizado e contínuo de dados fisiológicos e ambientais. Esses dispositivos são capazes de aferir batimentos cardíacos, temperatura corporal e exposição a ruídos, atuando como primeira linha de defesa vital em intervenções críticas e operações em ambientes hostis (AWOLUSI; MARKS; HALLOWELL, 2018).

Para que esses sensores sejam eficazes em situações de emergência, a arquitetura de IoT empregada frequentemente utiliza *Edge Computing* (computação de borda). Isso permite que o processamento dos dados biométricos e ambientais ocorra no próprio dispositivo ou próximo a ele, reduzindo a latência de comunicação com servidores em nuvem e permitindo o acionamento de alarmes em frações de segundo. Essa coleta ampla de dados é significativamente potencializada por sistemas de rastreamento de localização em tempo real (RTLS) baseados em protocolos como *Bluetooth Low Energy* (BLE) e integrados ao *Building Information Modeling* (BIM), mapeando o posicionamento exato do trabalhador no espaço físico tridimensional (CHENG; TEIZER, 2013; PARK; KIM; CHO, 2017).

Adicionalmente, dados inerciais de movimento capturados por acelerômetros e giroscópios embutidos nessas tecnologias viabilizam análises biomecânicas instantâneas. Isso permite a correção postural em tempo real, reduzindo drasticamente a incidência de distúrbios osteomusculares e riscos ergonômicos crônicos em tarefas repetitivas ou de levantamento de peso (SEO *et al.*, 2015).

3.2 Visão Computacional aplicada à Segurança

A observação e fiscalização do ambiente de trabalho são atividades inerentemente suscetíveis à fadiga e falha humana. Para superar essa limitação, modelos híbridos de *Deep Learning* e Redes Neurais Convolucionais (CNNs) introduziram a capacidade de visão artificial aos sistemas de segurança. A Visão Computacional provou ser altamente eficaz na identificação autônoma de comportamentos inseguros no local de trabalho (DING *et al.*, 2018).

Na prática, algoritmos de detecção de objetos processam cada quadro de um fluxo de vídeo buscando padrões de pixels que correspondam a classes predefinidas, como "trabalhador sem capacete" ou "trabalhador próximo à borda sem cinto". Essa tecnologia processa fluxos oriundos de câmeras estáticas de CFTV e, mais recentemente, de Veículos Aéreos Não Tripulados (UAVs - drones), para realizar a verificação dinâmica do uso de EPIs (FANG *et al.*, 2020; LIU *et al.*, 2024; ZHONG *et al.*, 2020). Além da detecção de EPIs, algoritmos de estimativa de pose (*pose estimation*) conseguem mapear as articulações do corpo humano através do vídeo, identificando se um operador está executando um movimento fora do padrão ergonômico aceitável ou se sofreu uma queda brusca, acionando equipes de resgate automaticamente.

3.3 Machine Learning na Predição de Acidentes e Mineração de Textos

Enquanto a IoT e a Visão Computacional fornecem o fluxo contínuo de dados do presente, os algoritmos de *Machine Learning* (Aprendizado de Máquina) realizam o processamento computacional avançado para projetar e prever o risco no futuro. O uso de atributos universais (variáveis independentes) e o treinamento minucioso de modelos preditivos — como *Random Forests*, *Support Vector Machines* (SVM) ou Redes Neurais Artificiais — com vastas bases de dados históricas permitem antecipar a probabilidade de ocorrência de um incidente (AYHAN; TOKDEMIR, 2019; BAKER; HALLOWELL; TIXIER, 2020; KOC; EKMEKCIOGLU; GURGUN, 2022). A transição da análise descritiva ("quantos acidentes ocorreram?") para a análise preditiva e prescritiva ("onde o próximo acidente tem maior probabilidade de ocorrer e como evitá-lo?") representa o ápice da maturidade analítica em segurança ocupacional.

Contudo, para alimentar esses algoritmos preditivos, é necessário processar os dados textuais não estruturados contidos em milhares de relatórios de segurança, atas de CIPA e ordens de serviço. O uso do Processamento de Linguagem Natural (NLP) e técnicas de mineração de textos permite a extração de narrativas críticas e a classificação semântica de causas-raiz em relatos de quase acidentes (*near misses*). Ferramentas de NLP aplicam o Reconhecimento de Entidades Nomeadas (NER) para isolar termos referentes a equipamentos, condições climáticas e falhas processuais, transformando pilhas de laudos qualitativos em dados matematicamente modeláveis (GOH; UBEYNARAYANA, 2017; SARKAR; MAITI, 2020).

3.4 Frameworks de Adoção Tecnológica e Maturidade Digital

Embora a viabilidade técnica da IA na segurança ocupacional seja comprovada, a sua implementação prática em plantas industriais demanda a utilização de *frameworks* de tomada de decisão. A literatura destaca que a adoção de tecnologias emergentes não é um processo puramente pautado pela tecnologia (tecnocentrismo), mas sim um sistema sociotécnico (NNAJI *et al.*, 2022).

Para que os sistemas de IA sejam bem-sucedidos na mitigação de riscos, a gestão deve considerar modelos de aceitação tecnológica que avaliem a percepção de utilidade e a

facilidade de uso por parte dos trabalhadores da linha de frente. Estruturas gerenciais abrangentes mapeiam o impacto dessas inovações, alertando que a introdução de sensores biométricos e câmeras inteligentes, sem a devida transparência organizacional, pode gerar resistência cultural devido a preocupações legítimas com a privacidade e a vigilância excessiva (GUO; YU; SKITMORE, 2017; ZHOU; GOH; LI, 2015). Portanto, os estudos mostram que a tecnologia precisa estar alinhada a um sistema de segurança bem preparado nas empresas. Nesse cenário, o uso ético das informações e o respeito à privacidade devem caminhar junto com as novas ferramentas da inteligência artificial.

4. Resultados

A análise dos artigos mostra claramente que a Inteligência Artificial transforma a segurança do trabalho. Ela deixa de ser apenas uma área burocrática que investiga falhas passadas e passa a atuar de forma constante para prever os riscos. As diversas tecnologias encontradas nos estudos foram organizadas levando em conta a área de gestão responsável e o tipo de perigo a ser evitado.

Como resultado direto do mapeamento sistemático da literatura embasado no protocolo PRISMA, a análise do portfólio de 20 artigos revelou que as inovações em IA para a segurança ocupacional podem ser categorizadas em grandes eixos tecnológicos distintos. Para organizar essas informações e facilitar a leitura, criamos uma tabela que liga cada tipo de tecnologia ao que ela precisa monitorar (os dados que recebe), aos resultados que ela entrega para evitar acidentes e à área de decisão da empresa em que atua. A síntese visual deste mapeamento é apresentada no **Tabela 1**.

Tabela 1 – Mapeamento das tecnologias e principais variáveis monitoradas

(continua)

Categoria Tecnológica	Autores de Referência	Principais Variáveis Monitoradas (Input)	Output / Ação de Mitigação	Nível de Atuação
Visão Computacional e Deep Learning	Fang et al. (2020); Ding et al. (2018); Liu et al. (2024); Zhong et al. (2020)	Imagens de câmeras, vídeos de drones (UAVs), posicionamento ergonômico.	Alertas em tempo real sobre uso incorreto de EPIs e comportamentos inseguros.	Reativo / Imediato
Machine Learning (Algoritmos Preditivos)	Tixier et al. (2016); Baker et al. (2020); Kakhki et al. (2019); Ayhan & Tokdemir (2019)	Dados históricos de acidentologia, tipo de tarefa, clima, horário do turno.	Predição da probabilidade de ocorrência e classificação da severidade do risco.	Preditivo / Tático

Tabela 1 – Mapeamento das tecnologias e principais variáveis monitoradas

(conclusão)

Processamento de Linguagem Natural (NLP)	Goh & Ubeynarayana (2017); Sarkar & Maiti (2020)	Relatórios textuais de acidentes e quase acidentes (*near misses*).	Extração de narrativas, categorização automática de causas-raiz e padrões ocultos.	Investigativo / Estratégico
IoT, Wearables e Monitoramento Fisiológico	Awolusi et al. (2018); Cheng & Teizer (2013); Park et al. (2017)	Sinais biométricos, localização espacial (BIM/BLE), concentração de gases.	Mapeamento dinâmico de zonas de perigo, alertas de fadiga e rotas de fuga.	Proativo / Operacional
Frameworks de Integração e Decisão	Nnaji et al. (2022); Zhou et al. (2015); Guo et al. (2017)	Critérios de viabilidade técnica, aceitação do trabalhador e custo-benefício.	Matriz de decisão para adoção de tecnologias e identificação de lacunas de pesquisa.	Gerencial / Estratégico

Fonte: Autoria Própria 2026

De acordo com a Tabela 1, a literatura revisada demonstra que a IA atua em múltiplas frentes simultâneas para a mitigação de acidentes:

- Detecção Aguda via Visão Computacional (Nível Imediato): Como evidenciado, modelos de *Deep Learning* e CNNs provaram sua eficácia na identificação autônoma de anomalias. Essa tecnologia atua na verificação dinâmica do uso de EPIs (capacetes, luvas, cintos de segurança) e no intertravamento ou bloqueio de operações perigosas utilizando feeds de imagens, garantindo que nenhum trabalhador entre em uma área energizada sem autorização, por exemplo (DING *et al.*, 2018; FANG *et al.*, 2020; LIU *et al.*, 2024; ZHONG *et al.*, 2020).
- Gestão de Riscos Crônicos e Modelagem de Severidade (Nível Tático e Operacional): A aplicação de modelos matemáticos preditivos permite avanços superlativos no cálculo da probabilidade de fatalidades em operações complexas. A IA cruza grandes volumes de dados históricos com variáveis ambientais dinâmicas (CHOI *et al.*, 2020). Essa capacidade de previsão adapta-se estruturalmente a variadas matrizes de risco, prestando suporte vital tanto em canteiros de obras da construção civil quanto no setor agroindustrial, prevenindo desde quedas até soterramentos (KAKHKI; FREEMAN; MOSHER, 2019; TIXIER *et al.*, 2016). No nível operacional descentralizado, a integração contínua via *Wearables* e redes IoT complementa a predição macrorregional ao monitorar os sinais biométricos individuais e os limites de tolerância toxicológica do operador em tempo real (AWOLUSI *et al.*, 2018; PARK *et al.*, 2017).
- Extração Investigativa e Tomada de Decisão (Nível Estratégico): Para assegurar a retroalimentação e a melhoria contínua do sistema, o Processamento de Linguagem Natural transforma milhares de narrativas textuais (muitas vezes manuscritas ou digitadas em linguagem informal) em vetores de dados limpos, revelando padrões

recorrentes e causas-raiz que escapariam a um auditor humano (GOH; UBEYNARAYANA, 2017; SARKAR; MAITI, 2020).

Apesar de essas tecnologias mostrarem um grande potencial para prevenir acidentes e inovar o setor, as empresas ainda enfrentam grandes barreiras na hora de colocá-las em prática. O sucesso sustentável dos modelos algorítmicos nas indústrias depende profundamente de matrizes e *frameworks* de decisão gerencial que orientem a seleção e o comissionamento da tecnologia. Os gestores precisam equilibrar o alto custo de capital da viabilidade técnica com o desafio psicológico da aceitação por parte da força de trabalho, que muitas vezes enxerga as ferramentas de IA não como mecanismos de proteção, mas como sistemas de vigilância microgerencial (NNAJI *et al.*, 2022).

Os estudos também mostram que a falta de organização das informações — com o uso de sistemas antigos e bancos de dados com erros — é um grande problema. Além disso, a ausência de leis e regras éticas claras sobre o monitoramento do corpo e da saúde dos trabalhadores são hoje os maiores obstáculos para que essas tecnologias sejam bem aceitas e usadas por todas as indústrias (SARKAR; MAITI, 2020).

5. Desafios para implementação

Mesmo com o grande potencial de inovação demonstrado neste estudo, a mudança das indústrias para o uso da Inteligência Artificial na prevenção de acidentes ainda enfrenta grandes barreiras na prática. O sucesso sustentável desses sistemas complexos esbarra em três categorias principais de desafios: qualidade dos dados, infraestrutura em ambientes hostis e governança sociotécnica.

5.1 Qualidade, Padronização e Integração de Dados

O desempenho de algoritmos de *Machine Learning* e modelos preditivos é diretamente proporcional à qualidade dos dados que os alimentam. Constata-se que a falha crônica na padronização dos dados primários desponta como um dos maiores gargalos técnicos. Muitas indústrias operam com sistemas legados isolados, laudos de segurança preenchidos manualmente com terminologias inconsistentes e uma cultura de subnotificação de quase acidentes (*near misses*). A ausência de bases de dados íntegras e estruturadas compromete o treinamento das redes neurais, podendo gerar falsos positivos ou invisibilizar riscos críticos (SARKAR; MAITI, 2020).

5.2 Infraestrutura e Confiabilidade em Ambientes Hostis

A aplicação de tecnologias da Indústria 4.0 em setores de alta periculosidade — como plantas químicas, mineração e espaços confinados — exige que o *hardware* sobreviva a condições extremas. O monitoramento contínuo depende da confiabilidade dos sensores (IoT) em atmosferas frequentemente explosivas, corrosivas ou com alta interferência eletromagnética. Além disso, a transmissão de alertas em tempo real exige uma infraestrutura de rede robusta (como 5G industrial) e baixa latência (processamento em *Edge Computing*), algo que ainda representa um alto custo de capital e um desafio logístico em plantas industriais mais antigas ou remotas.

5.3 Governança Sociotécnica: Ética, Privacidade e Aceitação

A implementação de câmeras de visão computacional e *wearables* biométricos altera a dinâmica social do ambiente de trabalho. Os gestores precisam equilibrar o objetivo técnico da segurança com o desafio psicológico da aceitação por parte da força de trabalho. Trabalhadores e sindicatos frequentemente enxergam as ferramentas de IA não apenas como mecanismos de proteção, mas como sistemas de vigilância microgerencial e controle de produtividade (NNAJI *et al.*, 2022). A ausência de diretrizes éticas claras e legislações trabalhistas definitivas para a regulação do rastreamento biométrico dos operadores dificulta a adoção massiva dessas inovações. Superar essa barreira exige transparência organizacional, garantindo que os dados coletados sejam mantidos em anônimo e utilizados estritamente para a mitigação de riscos ocupacionais, e não para avaliações de desempenho ou sanções disciplinares.

6.0 Conclusões

O presente artigo, sistematizado por uma revisão sistemática seguindo o protocolo PRISMA, demonstra que a utilização estruturada da Inteligência Artificial reconfigura irreversivelmente o panorama da segurança ocupacional. A IA deixa de ser uma mera ferramenta de suporte de TI para integrar organicamente a proteção do trabalhador ao núcleo estratégico das operações industriais globais.

Constatou-se que os modelos algorítmicos preditivos, aliados às redes densas de monitoramento IoT e à acuidade implacável da Visão Computacional, superam as limitações cognitivas, a fadiga visual e a capacidade de presença física humana. Essa arquitetura tecnológica assegura uma vigilância interativa e ininterrupta frente a riscos dinâmicos, comportamentais e invisíveis (como a concentração letal de gases em dutos).

No entanto, para que as empresas consigam utilizar essas inovações por completo, é necessário investir em redes de transmissão de dados que sejam muito rápidas e seguras (como redes 5G industriais). Demanda, sobretudo, um profundo amadurecimento organizacional voltado à mitigação de preocupações trabalhistas relacionadas à privacidade individual e ao armazenamento prolongado no rastreamento biométrico dos colaboradores.

Para avançar o estado da ciência neste campo crítico, futuros trabalhos de pesquisa deverão focar, inicialmente, na aplicação prática empírica de redes neurais preditivas acopladas a sensores ambientais (como detectores de gás sulfídrico ou compostos orgânicos voláteis) instalados diretamente em reatores químicos de processos oxidativos e ambientes hiperbáricos. Sugere-se também o desenvolvimento e o teste de usabilidade ergonômica de interfaces cibernéticas adaptativas, capazes de comunicar o nível de risco invisível de forma clara, instantânea e não intrusiva aos operadores no nível tático de execução.

Referências

AWOLUSI, I.; MARKS, E.; HALLOWELL, M. Wearable technology for personalized construction safety monitoring and trending: review of applicable devices. **Automation in Construction**, v. 85, p. 96-106, 2018.

AYHAN, B. U.; TOKDEMIR, O. B. Predicting the outcome of construction incidents. **Safety Science**, v. 113, p. 91-104, 2019.

BAKER, H.; HALLOWELL, M. R.; TIXIER, A. J. P. AI-based prediction of independent construction safety outcomes from universal attributes. **Automation in Construction**, v. 118, p. 103146, 2020.

CHENG, T.; TEIZER, J. Real-time resource location data collection and visualization technology for construction safety and activity monitoring applications. **Automation in Construction**, v. 34, p. 3-15, 2013.

CHOI, J. *et al*. Machine learning-based approach to predict fatal accidents in the construction industry. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 17, n. 17, p. 6433, 2020.

DING, L. *et al*. A deep hybrid learning model to detect unsafe behavior: integrating convolution neural networks and long short-term memory. **Automation in Construction**, v. 86, p. 118-124, 2018.

FANG, W. *et al*. Computer vision applications in construction safety assurance. **Automation in Construction**, v. 110, p. 103013, 2020.

GOH, Y. M.; UBEYNARAYANA, C. U. Construction accident narrative classification: an evaluation of text mining techniques. **Accident Analysis & Prevention**, v. 108, p. 122-130, 2017.

GUO, H.; YU, Y.; SKITMORE, M. Visualization technology-based construction safety management: a review. **Automation in Construction**, v. 73, p. 135-144, 2017.

KAKHKI, F. D.; FREEMAN, S. A.; MOSHER, G. A. Evaluating machine learning performance in predicting injury severity in agribusiness industries. **Safety Science**, v. 117, p. 257-262, 2019.

KOC, K.; EKMEKCIOGLU, O.; GURGUN, A. P. Integrating feature engineering and machine learning in construction accident prediction. **Automation in Construction**, v. 136, p. 104169, 2022.

LIU, L. *et al*. Multi-task intelligent monitoring of construction safety based on computer vision. **Buildings**, v. 14, n. 8, p. 2429, 2024.

NNAJI, C. *et al*. Developing a decision-making framework to select safety technologies for construction projects. **Journal of Construction Engineering and Management**, v. 148, n. 4, p. 04022013, 2022.

PARK, J.; KIM, K.; CHO, Y. K. Framework of automated construction-safety monitoring using cloud-enabled BIM and BLE mobile tracking sensors. **Journal of Computing in Civil Engineering**, v. 31, n. 2, p. 05016005, 2017.

POH, C. Q.; UBEYNARAYANA, C. U.; GOH, Y. M. Safety leading indicators for construction sites: a machine learning approach. **Automation in Construction**, v. 93, p. 375-386, 2018.

SARKAR, S.; MAITI, J. Machine learning in occupational accident analysis: a review using science mapping approach with citation network analysis. **Safety Science**, v. 131, p. 104900, 2020.

SEO, J. *et al*. Motion data-driven biomechanical analysis during construction tasks on sites. **Journal of Computing in Civil Engineering**, v. 29, n. 4, p. 04014054, 2015.

TIXIER, A. J. P. *et al*. Application of machine learning to construction injury prediction. **Automation in Construction**, v. 69, p. 102-114, 2016.

ZHONG, B. *et al*. Deep learning and unmanned aerial vehicle based visual inspection of construction sites. **Automation in Construction**, v. 119, p. 103328, 2020.

ZHOU, Z.; GOH, Y. M.; LI, Q. Overview and analysis of safety management studies in the construction industry. **Safety Science**, v. 72, p. 337-350, 2015.