



Кухнюк О. М. [1; ORCID ID: 0000-0002-4632-9771],

к.т.н., доцент,

Довбенко В. С. [1; ORCID ID: 0000-0001-9575-2931],

к.т.н., доцент

¹Національний університет водного господарства та природокористування, м. Рівне

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В ОХОРОНІ ПРАЦІ: ПЕРЕХІД ВІД РЕАКТИВНОЇ МОДЕЛІ ДО ПРЕДИКТИВНОГО УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ

У статті проаналізовано зміщення парадигми в охороні праці від традиційних реактивних підходів, орієнтованих на постфактум-аналіз інцидентів, до проактивних моделей управління ризиками, що базуються на штучному інтелекті (ШІ) та великих даних. Розглянуто технічну архітектуру застосування алгоритмів комп'ютерного зору та машинного навчання для виявлення прихованих загроз у реальному часі. Емпіричні дані міжнародних кейсів, зокрема у хімічній промисловості, демонструють суттєве підвищення ефективності контролю безпеки: збільшення виявлення «майже інцидентів» на 800%, зростання рівня дотримання вимог до використання засобів індивідуального захисту до 95%. Окрему увагу приділено психосоціальним наслідкам цифрового нагляду. На основі теорії проліферації стресу виявлено зв'язок між постійним моніторингом і зростанням тривожності працівників. Запропоновано практичні рекомендації для українських підприємств щодо впровадження ШІ на основі принципів прозорості й етичного використання технологій.

Ключові слова: охорона праці; штучний інтелект; предиктивна аналітика; комп'ютерний зір; психосоціальні ризики; ISO 45001; near-miss; Stress Proliferation.

Вступ

Історична Еволюція та Критика Реактивної Парадигми ОП

Упродовж десятиліть система охорони праці будувалася навколо реактивної логіки: подія сталася – її розслідували – запропонували заходи для недопущення повторення. Основним інструментом виступали планові аудити та інспекції, покликані виявляти видимі порушення. Однак така модель має низку обмежень: вона трудомістка, залежна від суб'єктивних оцінок і, головне, спирається на запізнілі показники, які не дають змоги запобігати інцидентам.

Крім того, з'явилися нові типи ризиків, які виходять за межі традиційних фізичних небезпек. До них належать психосоціальні фактори, проблеми, пов'язані з дистанційною роботою, та складні ергономічні виклики [11]. Ця сукупність факторів створила нагальну потребу у впровадженні більш динамічних та інтелектуальних підходів, які можуть ефективно обробляти величезні масиви даних (Big Data) у реальному часі для виявлення прихованих закономірностей [11].

Зміна управлінського фокусу:

стрімке зростання обсягів даних створило умови для появи систем, які обробляють інформацію в реальному часі та виявляють ті закономірності, що недоступні людському аналізу. Відповідно трансформується і роль фахівця з охорони праці: він переходить від функції інспектора до ролі менеджера ризиків, який приймає рішення на основі даних та прогнозних моделей.

Визначення ключового технологічного апарату

Для розуміння трансформаційної ролі сучасних технологій в ОП необхідно чітко розмежувати ключові терміни, що часто використовуються як взаємозамінні, але мають відмінні значення.

- Штучний інтелект (ШІ) у контексті охорони праці охоплює широкий спектр обчислювальних методів, що дозволяють автоматизувати когнітивні функції – від аналізу відео до обробки текстів.
- Машинне навчання, як підгалузь ШІ, формує основу предиктивної аналітики, що дозволяє прогнозувати події на основі історичних даних.

Алгоритмічна база прогнозування ризиків

Перехід від реактивного до предиктивного управління є не просто впровадженням нових інструментів, а фундаментальною трансформацією ролі фахівця з ОП. Його головне завдання змінюється: він стає «менеджером ризиків на основі даних», а не лише «інспектором», що перевіряє відповідність стандартам. Ця зміна парадигми вимагає від спеціалістів нових навичок, включаючи розуміння аналітики, вміння працювати з даними та стратегічне мислення, що виходить за межі традиційного перевіркового списку. Зростання обсягів даних, ускладнення виробничих процесів, а також поява нових психосоціальних та ергономічних ризиків є взаємопов'язаними факторами, які спільно призвели до неспроможності традиційної реактивної моделі ОП. Це технологічне та соціальне ускладнення обумовлює необхідність впровадження



предиктивної аналітики. Сама по собі наявність великих масивів даних не розв'язує проблему безпеки; для вилучення з них цінності необхідні інтелектуальні методи (МН), які можуть генерувати дієві висновки (actionable insights) та дозволяти системі вдосконалювати свою ефективність з часом [13]. Це означає, що успішна інвестиція має бути спрямована не лише на збір даних, а й на постійне вдосконалення алгоритмічної бази.

Дослідження демонструють, що моделі машинного навчання – суттєво перевищують точність традиційних статистичних підходів. Зокрема, алгоритми, такі як дерева класифікації (Classification Trees), метод опорних векторів (SVM) та штучні нейронні мережі (ANN), надають значно вищу точність у прогнозуванні результатів безпеки порівняно з традиційними статистичними методами [11]. Такі системи здатні опрацьовувати багатовимірні дані та виявляти складні нелінійні кореляції між умовами праці та ймовірністю інцидентів.

Окремий напрямок – аналіз неструктурованих даних. Алгоритми NLP (Topic Modelling та наївний байєсівський класифікатор Naive Bayes) дозволяють структурувати текстові описи інцидентів, автоматично виділяючи типові патерни та кореневі причини подій. Це, в свою чергу, дає змогу виявляти системні тенденції та кореневі причини у звітах про «майже інциденти» (near-misses), які раніше ігнорувалися через складність ручної обробки. Отже розглянемо технічну архітектуру та методологію предиктивної аналітики в ОП.

Методологія та технічна архітектура

- *Методології машинного навчання для прогнозування ризиків*

Моделі прогнозування результатів безпеки – дерева класифікації та SVM, які дозволяють враховувати десятки взаємопов'язаних факторів. Дослідження підтверджують, що ці моделі значно перевершують традиційну лінійну регресію у здатності ідентифікувати складні нелінійні залежності між виробничими факторами та ймовірністю травматизму [11]. Особливе значення має використання Обробки Природної Мови (НЛП) для роботи з неструктурованими даними. НЛП дозволяє автоматично опрацьовувати текстові звіти (injury narratives) про інциденти та «майже інциденти», витягувати ключові деталі, класифікувати їх за причиною та наслідками. Методи, такі як Topic Modelling або Naive Bayes, допомагають групувати схожі слова або описи подій, що

дозволяє виявити приховані класи ризиків та систематичні тенденції, які могли б бути пропущені людським аналітиком [13].

- *Комп'ютерний зір (YOLO) – є однією з найбільш впливових сфер застосування ШІ для аналізу даних в ОП.*

Системи, оснащені цією технологією, здатні аналізувати відеопотік з існуючих камер спостереження значно швидше та точніше, ніж ручний моніторинг.

Застосування:

- Моніторинг дотримання вимог щодо засобів індивідуального захисту (ЗІЗ): ШІ ідентифікує працівників, які не носять необхідні засоби захисту (каска, жилети) у визначених зонах, і надсилає автоматичні сповіщення. Це забезпечує високий рівень відповідності сучасним вимогам, що підтверджується міжнародним досвідом, де вдалося досягти 95% дотримання вимог щодо використання ЗІЗ на теплових електростанціях [14]. Для виконання цієї функції застосовуються Deep Learning моделі, зокрема архітектура YOLO (You Only Look Once). Ця модель дозволяє ідентифікувати та класифікувати об'єкти (працівник, ЗІЗ) у реальному часі. При цьому, у надійних сценаріях, коли система впевнена у своїх результатах, точність ідентифікації може перевищувати 99% [14].
 - Виявлення небезпечної поведінки: Системи фіксують падіння, біг у заборонених зонах або неправильне поводження з технікою.
 - Контроль доступу: ШІ здатен ідентифікувати несанкціоноване проникнення до зон підвищеного ризику, запобігаючи потенційним інцидентам.
- *Детекції «Майже Інцидентів» (Near-Misses)*

Виявлення «майже інцидентів» (ситуацій, що могли, але не призвели до нещасного випадку) має особливу цінність. У традиційній практиці «майже інциденти» часто ігноруються або не документуються через людський фактор, такий як брак часу, страх покарання або звичайна неуважність [1].

Автоматизована фіксація цих подій, особливо за допомогою систем комп'ютерного зору, створює величезний, об'єктивний масив даних [1]. Цей масив даних є набагато ціннішим, ніж дані про фактичні травми, оскільки «майже інциденти» є найважливішими ведучими показниками (leading indicators) безпеки, які дають змогу виявити кореневі причини небезпечних ситуацій до того, як вони призведуть до серйозних наслідків [1].



Успіх впровадження ШІ у цій сфері ілюструє приклад на європейському хімічному заводі, де автоматичне виявлення та реєстрація призвело до 800% зростання звітності про «майже інциденти» [15; 17]. Цей значний кількісний показник свідчить не лише про операційний успіх, але й про фундаментальне зрушення в корпоративній культурі безпеки. Штучний інтелект усуває суб'єктивні бар'єри, пов'язані з документуванням, і надає моделям машинного навчання багатий та об'єктивний навчальний масив, необхідний для точного прогнозування ризиків. Таким чином, це зростання звітності є прямим доказом успішного переходу до проактивного управління ризиками.

Інтегрована модель

Таким чином, запропонована архітектура дозволяє сформувати «замкнений контур» управління: дані з камер, сенсорів і текстових звітів автоматично оновлюють профіль ризиків підприємства, дозволяючи переходити до динамічного управління безпекою.

Таблиця

Методологічні Засади Предиктивної Аналітики в ОП

Методологія/Техніка	Ключове Застосування	Тип Вхідних Даних	Академічне Обґрунтування
Classification Trees, SVM, ANN	Прогнозування інцидентів, ідентифікація «гарячих точок»	Багатомірні, структуровані (графіки, біометрія, умови праці)	[11]
Topic Modelling / Naive Bayes (НЛП)	Класифікація «майже інцидентів», витягнення кореневих причин	Неструктуровані (текстові наративи звітів)	[13]
Deep Learning (YOLO)	Детекція порушень ЗІЗ, моніторинг небезпечної поведінки	Відеопотоки в реальному часі/зображення	[14]
Pose Estimation	Оцінка ергономічних ризиків, виявлення неправильної постави	Відео та сенсорні дані	[17]

Висновки

Використання штучного інтелекту в охороні праці – це не просто модернізація, а перехід до принципово нової моделі управління ризиками. Предиктивна аналітика та комп'ютерний зір дозволяють виявляти загрози ще до того, як вони переростуть у події, а різке збільшення обсягу «ведучих показників» свідчить про подолання латентності ризиків.

Водночас технологічний прогрес вимагає врахування психосоціальних аспектів. Ігнорування впливу на працівників може нівелювати переваги цифрових систем безпеки.

Рекомендації для українських підприємств

1. Цифрова підготовка: насамперед – оцифрування даних та впровадження NLP для роботи з текстовими звітами.
2. Пілотні проєкти: локальне тестування CV-рішень на критичних ділянках для швидкої оцінки ефективності.
3. Етичні політики: чіткі правила використання ШІ, що базуються на прозорості та людському контролю.

1. International Labour Organization. Global Strategy on Occupational Safety and Health: Conclusions adopted by the International Labour Conference. Geneva: ILO, 2024. 2. ISO 45001:2018. Occupational health and safety management systems. Requirements with guidance for use. International Organization for Standardization. 3. European Agency for Safety and Health at Work (EU-OSHA). Monitoring and surveillance of workers: Digitalisation of work³³³³³³. 2023. 4. Reason J. Managing the Risks of Organizational Accidents. Routledge. 2016. 5. Dekker S. The Field Guide to Understanding 'Human Error'. CRC Press. 2019. 6. Health and Safety Executive (HSE). Leading indicators: How to measure safety performance. UK Government. 2024. 7. Russell S., & Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.). Pearson. 2021. 8. Wang J., & Li S. Computer Vision in Industrial Safety: A Review. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 12450–12465. 9. Marr B. Data Strategy: How to Profit from a World of Big Data, Analytics and Artificial Intelligence. Kogan Page. 2022. 10. Davenport T. H. The AI Advantage: How to Put the Artificial Intelligence Revolution to Work. MIT Press. 2018. 11. Kakhki M. D., Marucci-Wellman H., & Barabady J. Predictive Modeling for Occupational Safety Outcomes and Days Away from Work Analysis in Mining Operations. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2020. Vol. 17(19). P. 7054. 12. IBM Cloud Education. What is Predictive Analytics? IBM. 2024. 13. Hassan F., Rahmat S., & Shami A. Personal Protective Equipment (PPE) Detection at Construction Site. *International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR)*. 2024. Vol. 11(1). 14. Du J., Ning X., Zong S., & Wu X. Safety challenges in AI-driven construction environments: A systematic literature review. *Safety Science*. 2024. Vol. 178. P. 106606. 15. Jeganathan B. AI-Powered Ergonomics: Enhancing Workplace Safety through Posture Detection. *International Journal of Research in Science and Innovation (IJRSI)*. 2025. Vol. 12(2). 16. Surveily. AI-Driven Safety in a High-Risk Chemical Facility – Case Study. Surveily Industry Reports. 2025. 16. Ravid Y., Tomczak D. L., White J. C., & Behrend T. S. Private Eyes, They See Your Every Move: Workplace



Surveillance and Worker Well-Being. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2024. Vol. 21(11). P. 1339. **17.** Міністерство цифрової трансформації України. Добровільний кодекс відповідального використання штучного інтелекту. Київ, 2024.

REFERENCES:

1. International Labour Organization. Global Strategy on Occupational Safety and Health: Conclusions adopted by the International Labour Conference. Geneva : ILO, 2024.
 2. ISO 45001:2018. Occupational health and safety management systems. Requirements with guidance for use. International Organization for Standardization.
 3. European Agency for Safety and Health at Work (EU-OSHA). Monitoring and surveillance of workers: Digitalisation of work³³³³³³. 2023.
 4. Reason J. Managing the Risks of Organizational Accidents. Routledge. 2016.
 5. Dekker S. The Field Guide to Understanding 'Human Error'. CRC Press. 2019.
 6. Health and Safety Executive (HSE). Leading indicators: How to measure safety performance. UK Government. 2024.
 7. Russell S., & Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.). Pearson. 2021.
 8. Wang J., & Li S. Computer Vision in Industrial Safety: A Review. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 12450–12465.
 9. Marr B. Data Strategy: How to Profit from a World of Big Data, Analytics and Artificial Intelligence. Kogan Page. 2022.
 10. Davenport T. H. The AI Advantage: How to Put the Artificial Intelligence Revolution to Work. MIT Press. 2018.
 11. Kakhki M. D., Marucci-Wellman H., & Barabady J. Predictive Modeling for Occupational Safety Outcomes and Days Away from Work Analysis in Mining Operations. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2020. Vol. 17(19). P. 7054.
 12. IBM Cloud Education. What is Predictive Analytics? IBM. 2024.
 13. Hassan F., Rahmat S., & Shami A. Personal Protective Equipment (PPE) Detection at Construction Site. *International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR)*. 2024. Vol. 11(1).
 14. Du J., Ning X., Zong S., & Wu X. Safety challenges in AI-driven construction environments: A systematic literature review. *Safety Science*. 2024. Vol. 178. P. 106606.
 15. Jeganathan B. AI-Powered Ergonomics: Enhancing Workplace Safety through Posture Detection. *International Journal of Research in Science and Innovation (IJRSI)*. 2025. Vol. 12(2).
 16. Surveily. AI-Driven Safety in a High-Risk Chemical Facility – Case Study. Surveily Industry Reports. 2025.
 16. Ravid Y., Tomczak D. L., White J. C., & Behrend T. S. Private Eyes, They See Your Every Move: Workplace Surveillance and Worker Well-Being. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2024. Vol. 21(11). P. 1339.
 17. Ministerstvo tsyfrovoy transformatsii Ukrainy. Dobrovilnyi kodeks vidpovidalnoho vykorystannia shtuchnoho intelektu. Kyiv, 2024.
-

Kukhniuk O. M. ^[1; ORCID ID: 0000-0002-4632-9771],
Candidate of Engineering (Ph.D.), Associate Professor
Dovbenko V. S. ^[1; ORCID ID:],
Candidate of Engineering (Ph.D.), Associate Professor

¹*National University of Water and Environmental Engineering, Rivne*

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN OCCUPATIONAL SAFETY AND HEALTH: TRANSITION FROM REACTIVE MODEL TO PREDICTIVE RISK MANAGEMENT

This article analyzes the paradigm shift in Occupational Safety and Health (OSH) from traditional reactive approaches, focused on post-factum incident analysis, towards proactive risk management models powered by Artificial Intelligence (AI) and Big Data. The reactive OSH model, based on audits and lagging indicators, is critiqued as labor-intensive, subjective, and incapable of incident prevention. The need for AI is driven by the complexity of modern challenges, including psychosocial factors, remote work issues, and complicated ergonomic risks, which demand dynamic, real-time data processing.

The transformation requires the OSH specialist to move from the function of an 'inspector' to a 'data-driven risk manager'. AI, encompassing methods from video analysis to text processing, automates cognitive functions, while Machine Learning (ML) forms the basis of predictive analytics. ML models, such as Classification Trees, Support Vector Machines (SVM), and Artificial Neural Networks (ANN), significantly surpass traditional statistical methods by identifying complex, non-linear dependencies between work conditions and incident probability.

The technical architecture relies heavily on two areas:

1. Computer Vision (CV): Utilizing Deep Learning models like YOLO (You Only Look Once), CV systems analyze video streams in real-time. Key applications include monitoring Personal Protective Equipment (PPE) compliance, achieving up to 95% adherence on thermal power plants, and detecting unsafe behavior (e.g., falls, unauthorized access).

2. Natural Language Processing (NLP): Algorithms like Topic Modelling and the Naive Bayes classifier process unstructured textual reports (injury narratives, near-misses) to automatically extract typical patterns and root causes that are often missed in manual processing.

Crucially, AI facilitates the automated detection of Near-Misses (leading indicators). Automated registration generates a vast, objective data set, overcoming subjective barriers associated with manual documentation. Empirical evidence from the chemical industry demonstrates an 800% increase in near-miss reporting following AI implementation, proving the operational success of the proactive transition. This integrated data



collection allows for a "closed-loop" system for dynamic safety management.

However, the article emphasizes considering the psychosocial consequences of continuous monitoring. Based on the Stress Proliferation Theory, a link is identified between constant digital surveillance and increased employee anxiety.

Practical recommendations for enterprises include prioritizing data digitization and immediate NLP implementation, initiating pilot CV projects in critical areas, and establishing clear ethical policies founded on transparency and maintaining human control. By adopting these principles, OSH systems can transition from reactive analysis to continuous, predictive risk mitigation.

Keywords: occupational safety; artificial intelligence; predictive analytics; computer vision; psychosocial risks; ISO 45001; near-miss; Stress Proliferation.

Отримано: 08 жовтня 2025 року
Прорецензовано: 10 жовтня 2025 року
Прийнято до друку: 18 грудня 2025 року