ЦИВІЛЬНА БЕЗПЕКА

УДК 331.45:004.8
DOI https://doi.org/10.32782/3041-2080/2026-6-28

ТРАНСФОРМАЦІЯ СТРАТЕГІЙ УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ В СУОП: ВІД РЕАКТИВНОГО КОНТРОЛЮ ДО ПРОАКТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

Будін Євген Іванович,
аспірант кафедри охорони праці та цивільної безпеки
Криворізького національного університету
ORCID ID: 0009-0005-5950-585X

Лапшин Олександр Олександрович,
доктор технічних наук,
професор кафедри охорони праці та цивільної безпеки
Криворізького національного університету
ORCID ID: 0000-0001-8844-6354

У статті проведено системний аналіз еволюції стратегій управління ризиками в сучасних системах управління охороною праці (далі – СУОП). Висвітлено актуальну проблему стагнації показників виробничого травматизму, спричинену вичерпанням ефективності традиційних реактивних підходів, що базуються на ретроспективному аналізі подій та лінійній теорії «доміно». Досліджено методологічні обмеження існуючих метрик ефективності, зокрема «відстаючих показників», які часто не здатні відобразити складні нелінійні причинно-наслідкові зв'язки у динамічних соціотехнічних системах.

На основі критичного аналізу останніх наукових публікацій (2016–2025 рр.) обґрунтовано нагальну необхідність переходу до проактивної стратегії управління ризиками (Safety-II), що фокусується на забезпеченні резильєнтності та адаптивності системи. Доведено, що в умовах зростаючої складності виробничих процесів та впливу дестабілізуючих факторів системних криз (хронічний стрес, накопичена втома, змінні умови середовища, не здоровий психологічний мікроклімат в колективі працівників) критичним фактором безпеки стає рівень ситуаційної обізнаності фахівців СУОП.

Запропоновано новітній концептуальний підхід до використання предиктивних моделей штучного інтелекту, зокрема ансамблевих методів машинного навчання, для інтеграції та виявлення ієрархії впливу різнорідних організаційно-психологічних факторів ризику. Розглянуто архітектуру «Людина – штучний інтелект» за принципом «предиктор-коректор», де алгоритми забезпечують точне прогнозування ризиків (рівень проєкції ситуаційної обізнаності), а фахівець здійснює верифікацію та прийняття управлінських рішень. Такий синергетичний підхід дозволяє нівелювати когнітивні обмеження операторів, подолати проблему інформаційного перевантаження та суттєво підвищити ефективність попередження інцидентів на виробничому рівні.

Ключові слова: *система управління охороною праці, проактивна стратегія, ситуаційна обізнаність, штучний інтелект, оцінка ризиків.*

Budin Yevhen, Lapshyn Oleksandr. Transforming risk management strategies in occupational health and safety management systems: from reactive control to proactive AI prediction

The article provides a systematic analysis of the evolution of risk management strategies in modern occupational health and safety management systems (hereinafter referred to as OHSMS). It highlights the pressing issue of stagnation in occupational injury rates caused by the exhaustion of traditional reactive approaches based on retrospective analysis of events and linear domino theory. It examines the methodological limitations of existing performance metrics, in particular "lagging indicators," which are often unable to reflect complex nonlinear cause-and-effect relationships in dynamic socio-technical systems.

Based on a critical analysis of recent scientific publications (2016–2025), the urgent need to transition to a proactive risk management strategy (Safety-II) focused on ensuring system resilience and adaptability is justified. It has been proven that in conditions of increasing complexity of production processes and the influence of destabilizing factors of systemic crises (chronic stress, accumulated fatigue, changing environmental conditions, unhealthy psychological microclimate in the team of employees), the level of situational awareness of OHSMS specialists becomes a critical safety factor.

A novel conceptual approach to the use of predictive artificial intelligence models, in particular ensemble machine learning methods (Random Forest), for the integration and identification of the hierarchy of influence of heterogeneous

organizational and psychological risk factors is proposed. The architecture of "Human – Artificial Intelligence" is considered according to the "predictor-corrector" principle, where algorithms provide accurate risk prediction (level of situational awareness projection), and a specialist performs verification and makes management decisions. This synergistic approach allows for the mitigation of operators' cognitive limitations, overcoming the problem of information overload, and significantly improving the effectiveness of incident prevention at the production level.

Key words: *occupational safety management system, proactive strategy, situational awareness, artificial intelligence, risk assessment.*

Вступ. Сучасний розвиток промислових систем характеризується парадоксальною тенденцією: незважаючи на широке впровадження стандартизованих систем управління охороною праці (СУОП) та посилення нормативного регулювання, темпи зниження виробничого травматизму у багатьох галузях уповільнилися, досягнувши ефекту «плато» [4]. Традиційні підходи до безпеки, що сформувалися у XX столітті, переважно спираються на ретроспективний аналіз інцидентів та пошук винних, що відповідає реактивній парадигмі. Однак в умовах динамічного змінного середовища та зростання впливу психосоціальних факторів (стрес, втома) ці методи виявляються недостатніми. Також в умовах інтеграції українських підпри-ємств до європейських стандартів безпеки праці особливого значення набуває перехід від реактивних методів управління до проактивних підходів, які базуються на прогнозуванні ризиків травматизму та професійної захворюваності. Прогнозні методи дозволяють не лише своєчасно виявляти ймовірні тенденції до зростання впливу небезпек на працівників, але й науково обґрунтовувати необхідність впровадження дієвих профілактичних заходів. Це сприяє підвищенню ефективності розподілу ресурсів, оптимізації фінансування заходів безпеки та зниженню ймовірності виникнення нещасних випадків [7].

Критичний аналіз праць у сфері інженерії резильєнтності [1, 6] дозволяє виявити суттєву методологічну прогалину в існуючих підходах (рис. 1).

Традиційні методи оцінки ризиків (Safety-I) фокусуються на аналізі "чисельника" (кількості інцидентів), ігноруючи "знаменник" (загальну кількість успішних повсякденних операцій). Як зазначає Е. Холлнагель, такий підхід породжує "помилку вцілілого": система навчається виключно на рідкісних випадках збоїв, залишаючи поза увагою адаптивні механізми, завдяки яким працівники успішно компенсують недоліки системи в 99% випадків. Існуюча література недостатньо висвітлює інструменти оцифрування цих успішних патернів, що і зумовлює необхідність залучення технологічних алгоритмів для аналізу "нормальної роботи", а не лише аварій.

Вивчення новітніх наукових джерел дозволяє виділити три ключові вектори у дослідженнях безпеки праці, а саме:

Рис. 1. Концептуальна модель зміни фокусу управління ризиками: від реактивного зменшення кількості інцидентів (чисельник) до проактивного аналізу предикторів успішної роботи (знаменник)

– еволюція лінійних та індикаторних моделей;
– системне мислення та моделювання;
– спроби цифровізації та ML-моделювання.

Кожен з цих трьох векторів має певні методологічні обмеження.

Незважаючи на спроби модернізації класичних теорій «доміно» [1], вони залишаються сфокусованими на лінійних причинно-наслідкових зв'язках, що не дозволяє врахувати стохастичну природу аварій у складних соціотехнічних системах. Роботи, присвячені проактивним показникам, зокрема методу Elmeri [8] та системам індикаторів у гірничодобувній галузі [2], роблять важливий крок у бік превенції. Проте існує проблема валідності та узгодженості цих метрик: більшість з них є «показниками діяльності» (compliance), а не реального стану безпеки, і часто спираються на суб'єктивні спостереження, а не на об'єктивні дані реального часу.

Дослідники [9] та [10] переконливо доводять переваги системних моделей (STAM, FRAM) над лінійними. Вони стверджують, що аварії є результатом неконтрольованих взаємодій компонентів системи, а не просто помилок операторів. Однак, суттєвим недоліком цих теоретичних побудов є складність їхньої практичної імплементації: вони ідеальні для ретроспективного аналізу (розслідування вже сталих аварій), але важко піддаються алгоритмізації для оперативного прогнозування в режимі online.

Найбільш близькими до тематики даного дослідження є новітні праці [3; 4], які пропонують використовувати машинне навчання для аналізу промислових інцидентів та ідентифікації критичних факторів. Проте, навіть ці передові дослідження залишаються переважно в парадигмі Safety-I: вони навчають моделі передбачати тяжкість травм або фактори небезпеки. Критична прогалина, яку виявлено в проаналізованій літературі, полягає у відсутності моделей, які б використовували технологічні алгоритми не лише для пошуку дефектів, але й для аналізу «нормальної успішної роботи», а також інтегрували б динамічні психосоціальні предиктори, які стають критичними в умовах нестабільності.

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю наукового обґрунтування нових інструментів, здатних трансформувати СУОП з системи «фіксації порушень» у систему «прогнозування ризиків». Перспективним напрямом є інтеграція технологій штучного інтелекту для аналізу великих масивів даних та підтримки прийняття рішень, що дозволяє реалізувати проактивну стратегію управління.

Матеріали та методи. Методологічну основу роботи становить системний підхід до аналізу безпеки складних соціо-технічних систем. У дослідженні використано наступні методи:

– бібліографічний аналіз наукових джерел за період 2016–2025 рр. для виявлення тенденцій розвитку СУОП та методів оцінки ризиків;

– порівняльний аналіз моделей причинності аварій (від лінійних до системних) для визначення їхніх обмежень у сучасному промисловому контексті;

– синтез теоретичних положень концепцій «Safety-II», «Ситуаційної обізнаності» та «Human-AI Teaming» для розробки концептуальної моделі проактивного управління.

Результати та дискусії. Фундаментом традиційної безпеки на виробництві тривалий час слугувала «Теорія Доміно» Г. Генріха (1931), яка постулювала, що 88% аварій спричинені «небезпечними діями» працівників [1]. Цей підхід сформував реактивну культуру управління, зосереджену на контролі поведінки персоналу та дотриманні інструкцій. Однак сучасні дослідження вказують на те, що така модель є надмірно спрощеною, оскільки ігнорує системні організаційні збої та складні взаємодії між людиною, технологією та середовищем [6].

Для формалізації відмінностей між традиційним та пропонованим підходами, проведено порівняльний аналіз ключових параметрів обох парадигм (табл. 1), що дозволяє чітко окреслити область застосування інтелектуальних моделей.

Перехід до системного мислення (модель «Швейцарського сиру» Дж. Різона, концепція Safety-II Е. Холлнагеля) змістив фокус на виявлення «латентних умов» та забезпечення резильєнтності системи. Безпека розглядається не як відсутність інцидентів, а як наявність здатності системи успішно функціонувати в умовах варіабельності [5]. Це вимагає від СУОП моніторингу не лише збоїв, а й успішних операцій та слабких сигналів, що передують інцидентам.

Критичною проблемою сучасних СУОП є залежність від «відстаючих показників», таких як коефіцієнти частоти травматизму. В роботі [2] дослідники зазначають, що ці показники вимірюють невдачу системи, а не ефективність превентивних заходів. Спроби впровадити «випереджаючі показники» часто наштовхуються на проблему валідності даних та складність інтерпретації. Існує розрив між збором даних (аудити, спостереження) та їх використанням для реального прогнозування. Традиційні статистичні методи не здатні виявити нелінійні кореляції між різнорідними факторами (наприклад, рівнем втоми працівника, зміною погодних умов та порушенням процедур) [2].

Для ефективного проактивного управління фахівець СУОП повинен володіти високим рівнем ситуаційної обізнаності (далі – SA). Згідно з моделлю М. Ендслі, найвищим рівнем SA є «проєкція» – здатність передбачити майбутній стан системи. В умовах інформаційного перевантаження людина фізично не здатна обробити масиви даних для досягнення цього рівня.

Тут на допомогу приходять технології штучного інтелекту. Дослідження 2025 року [4] демонструють, що використання ансамблевих методів машинного навчання дозволяє досягти високої точності прогнозування інцидентів. На відміну від простих регресійних моделей, алгоритми ефективно працюють з нелінійними даними та дозволяють важливості факторів, виокремлюючи критичні визначати ієрархію предиктори, такі як відхилення від техпроцесу або накопичена втома [4]

Наукова новизна запропонованого підходу полягає в зміні математичної логіки оцінки безпеки. Якщо в класичній моделі ризик R визначається статично як добуток ймовірності та наслідків ($R = P \times C$) то в рамках запропонованої концепції безпека системи $S(t)$ розглядається як динамічна функція від чотирьох потенціалів резильєнтності:

$$S(t) = f(M, A, R, L)$$

де:

M (monitor) – здатність системи моніторити поточний стан (забезпечується збором масиву даних);

A (anticipate) – здатність передбачати майбутні загрози (реалізується через ML-моделі прогнозування);

R (respond) – здатність своєчасно реагувати на відхилення (автоматизовані системи або підказки оператору);

L (Learn) – здатність навчатися на основі досвіду (оновлення датасетів).

Таблиця 1

Результати порівняння стратегій управління ризиками в СУОП

Критерії порівняння	Реактивна стратегія (Safety-I)	Проактивна стратегія (Safety-II)
Базова модель причинності	Лінійна («Теорія Доміно» Г. Генріха)	Системна
Фокус управління	Розслідування інцидентів (що пішло не так?)	Моніторинг нормальної роботи (що йде так?)
Ключові метрики	Відстаючі показники: частота травматизму	Випереджаючі індикатори: рівень втоми, поведінкові маркери, ІКР
Роль людського фактора	Джерело помилки, слабка ланка	Гнучкий елемент, що забезпечує адаптивність системи
Інструмент аналізу	Ретроспективний статистичний аналіз	Предиктивне моделювання
Реакція на ризик	Покарання та нові інструкції після аварії	Інтервенція до моменту настання події

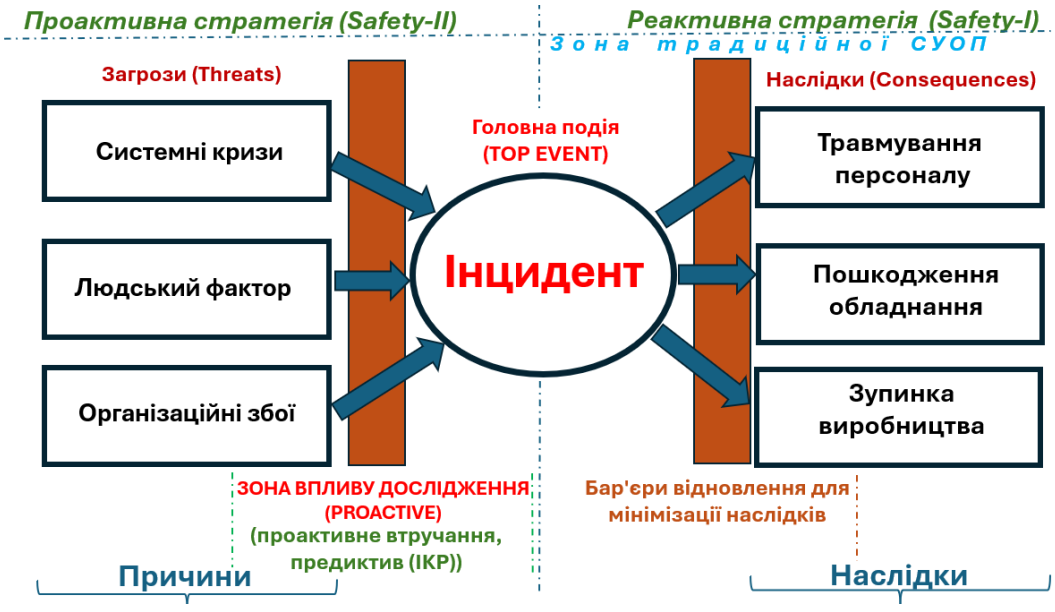

Рис. 2. Модель «Краватка-метелик» інтеграції предиктивної системи в контур управління безпекою

Використання технологічних алгоритмів дозволяє максимізувати потенціал *A* (anticipate), перетворюючи систему з реактивної на проактивну.

Впровадження даних інструментів не повинно замінювати людину, а має змінювати характер взаємодії. В роботі [5] дослідник пропонує концепцію «Human-AI Teaming» на основі функцій «предиктор-коректор» у такій архітектурі:

1. Технологічні алгоритми аналізують дані в реальному часі та генерує прогноз ризику), забезпечуючи технічну основу для певного рівня ситуаційної обізнаності.

2. Людина-коректор отримує прогноз, інтерпретує його з урахуванням контексту (який може бути недоступний машині) та приймає рішення про втручання (зупинка робіт, додатковий інструктаж і т.п.) [5].

Така взаємодія дозволяє врахувати критичні фактори змінного середовища (наприклад, стрес внаслідок зовнішніх криз), які суттєво впливають на безпеку, але часто ігноруються традиційними моделями [3].

Висновки. Еволюція СУОП вимагає відмови від виключно реактивних стратегій на користь проактивних моделей, заснованих на даних. Традиційні методи оцінки ризиків досягли межі своєї ефективності в умовах сучасних складних систем.

Використання алгоритмів машинного навчання є науково обґрунтованим методом для виявлення прихованих патернів аварійності та прогнозування інцидентів з високою точністю.

Перспективним напрямом розвитку СУОП є створення інструментарію, що підвищує ситуаційну обізнаність фахівців через візуалізацію ієрархії критичних факторів ризику та реалізацію концепції Human-AI Teaming, де технологічні алгоритми виступають інструментами підтримки прийняття рішень, а не їх автоматичними імплементаторами.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Бочковський А.П., Сапожнікова Н.Ю. Теорія і практика оцінювання ризиків виникнення професійних небезпек. *Зернові продукти і комбікорми.* 2018. Т. 18 (№ 2). С. 4–10.

2. Haas E. J., Yorio P. L. Exploring the state of health and safety management system performance measurement in mining organizations. *Safety Science.* 2016. Vol. 83. P. 48–58. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ssci.2015.11.009.

3. Milošević I., Stojanović A., Nikolić Đ., Mihajlović I., Brkić A., Perišić M., Spasojević-Brkić V. Occupational health and safety performance in a changing mining environment: Identification of critical factors. *Safety Science.* 2025. Vol. 184. Art. 106745. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ssci.2024.106745.

4. Rao E. V. R., Pandey A. Industrial Accident Analysis and Predictive Models for Workplace Hazard Prevention. *Disaster Advances*. 2025. Vol. 18 (6). P. 58–64. DOI: https://doi.org/10.25303/186da058064.

5. Slater D. Human-AI Teaming based on Collaborative Predictor-Corrector Functions. ResearchGate. 2025. DOI: https://doi.org/10.13140/RG.2.2.11348.46720.

6. Salmon P. M., Cornelissen M., Trotter M. J. Systems-based accident analysis methods: A comparison of Accimap, HFACS, and STAMP. *Safety Science*. 2012. Vol. 50 (4). P. 1158–1170. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ssci.2011.11.009.

7. Кружилко О. Є., Чеберячко С.І., Володченкова Н.В., Репін М.В., Майстренко В.В. Методика побудови математичної моделі прогнозування ризиків для стратегічного планування заходів із безпеки праці. *Науковий Журнал Метінвест Політехніки. Серія: Технічні науки*. 2025. № 5. С. 316–322. DOI: https://doi.org/10.32782/3041-2080/2025-5-36.

8. Laitinen H., Vuorinen M., Simola A., Yrjänheikki E. Observation-based proactive OHS outcome indicators – Validity of the Elmeri+ method. *Safety Science*. 2013. Vol. 54. P. 69–79. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ssci.2012.11.005.

9. Grant E., Salmon P. M., Stevens N. J., Goode N., Read G. J. M. Back to the future: What do accident causation models tell us about accident prediction? *Safety Science*. 2018. Vol. 104. P. 99–109. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ssci.2017.12.018.

10. Delikhoon M., Zarei E., Valdez Banda O., Faridan M., Habibi E. System thinking-based accident analysis models: A systematic review for sustainable safety management. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, no. 10. Art. 5869. DOI: https://doi.org/10.3390/su14105869.

REFERENCES:

1. Bochkovskyi, A. P., & Sapozhnikova, N. Yu. (2018). Teoriia i praktyka otsiniuvannia ryzykiv vynyknennia profesiinykh nebezpek [The theory and practice of risk assessment of professional dangers]. *Zernovi produkty i kombikormy – Grain Products and Mixed Fodder's,* 18(2), 4–10. https://doi.org/10.15673/gpmf.v18i2.934 [in Ukrainian].

2. Haas, E. J., & Yorio, P. L. (2016). Exploring the state of health and safety management system performance measurement in mining organizations. *Safety Science*, 83, 48–58. https://doi.org/10.1016/j.ssci.2015.11.009.

3. Milošević, I., Stojanović, A., Nikolić, Đ., Mihajlović, I., Brkić, A., Perišić, M., & Spasojević-Brkić, V. (2025). Occupational health and safety performance in a changing mining environment: Identification of critical factors. *Safety Science*, 184, 106745. https://doi.org/10.1016/j.ssci.2024.106745.

4. Rao, E. V. R., & Pandey, A. (2025). Industrial Accident Analysis and Predictive Models for Workplace Hazard Prevention. *Disaster Advances*, 18(6), 58–64. https://doi.org/10.25303/186da058064.

5. Slater, D. (2025). Human-AI Teaming based on Collaborative Predictor-Corrector Functions. ResearchGate. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.12348.46720.

6. Salmon, P. M., Cornelissen, M., & Trotter, M. J. (2012). Systems-based accident analysis methods: A comparison of Accimap, HFACS, and STAMP. *Safety Science*, 50(4), 1158–1170. https://doi.org/10.1016/j.ssci.2011.11.009.

7. Kruzhilko, O. Ye., Cheberiachko, S. I., Volodchenkova, N. V., Repin, M. V., & Maistrenko, V. V. (2025). Metodyka pobudovy matematychnoi modeli prohnozuvannia ryzykiv dlia stratehichnoho planuvannia zakhodiv iz bezpeky pratsi [Methodology for building a mathematical model for predicting risks in strategic planning of occupational safety measures]. *Naukovyi Zhurnal Metinvest Politekhniky. Seriia: Tekhnichni nauky – Metinvest Polytechnic Scientific Journal. Series: Technical Sciences*, *(5)*, 316–322. https://doi.org/10.32782/3041-2080/2025-5-36 [in Ukrainian].

8. Laitinen, H., Vuorinen, M., Simola, A., Yrjänheikki, E. (2013). Observation-based proactive OHS outcome indicators – Validity of the Elmeri+ method. *Safety Science*. Vol. 54. P. 69–79. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ssci.2012.11.005.

9. Grant, E., Salmon, P. M., Stevens, N. J., Goode, N., Read, G. J. M. (2018). Back to the future: What do accident causation models tell us about accident prediction? *Safety Science*. Vol. 104. P. 99–109. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ssci.2017.12.018.

10. Delikhoon, M., Zarei, E., Valdez Banda, O., Faridan, M., Habibi, E. (2022). System thinking-based accident analysis models: A systematic review for sustainable safety management. *Sustainability*. Vol. 14, no. 10. Art. 5869. DOI: https://doi.org/10.3390/su14105869.

Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

Дата першого надходження статті до видання: 10.12.2025
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 12.01.2026
Дата публікації (оприлюднення) статті: 16.03.2026