

© Щенявський Г.С., Мельник О.М.

АДАПТИВНЕ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ СУДНА В РЕЖИМІ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ НА ОСНОВІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО МОНІТОРИНГУ ТА ЦИФРОВОГО ДВІЙНИКА

У статті розглянуто проблему забезпечення експлуатаційної безпеки судна в умовах зростаючої динамічності морського середовища, цифровізації та підвищення рівня невизначеності. Показано, що традиційні підходи до оцінювання ризику, засновані на статичних сценаріях, не забезпечують необхідної адаптивності та своєчасності прийняття рішень у реальному часі. Обґрунтовано доцільність переходу до інтегрованих моделей, що поєднують смарт-моніторинг, цифрові двійники та методи інтелектуального аналізу даних. Запропоновано математичну модель адаптивного оцінювання ризику судна, яка базується на інтеграції потокових даних сенсорних систем, AIS, параметрів зовнішнього середовища та прогнозів цифрового двійника. Модель реалізує замкнений цикл «дані – оцінка – прогноз – рішення» та забезпечує формування інтегрального показника ризику з урахуванням багатокритеріальних факторів, їх вагомості та динаміки зміни у часі. У роботі використано метод аналізу ієрархій (АНР) для визначення вагових коефіцієнтів факторів ризику, FMEA-підхід для оцінювання критичності відмов, а також байєсівське оновлення для адаптації ймовірностей ризикових подій на основі нових даних. Запропонований інтегральний показник ризику враховує як поточний стан судна, так і прогнозні оцінки розвитку ситуації, що забезпечує проактивний характер управління безпекою. Результати моделювання підтверджують, що запропонована адаптивна модель дозволяє знизити пікові значення ризику, скоротити час реагування на небезпечні ситуації та підвищити відновлювальну здатність системи порівняно зі статичними підходами. Практична значущість дослідження полягає у можливості інтеграції моделі в системи підтримки прийняття рішень, інтегровані мостикові системи та цифрові платформи управління судном, а отримані результати створюють основу для подальшого розвитку інтелектуальних систем забезпечення експлуатаційної безпеки суден.

Ключові слова: морський транспорт, експлуатаційна безпека судна; адаптивне оцінювання ризику; смарт-моніторинг; цифровий двійник; управління ризиками; системи підтримки прийняття рішень; морські кіберфізичні системи.

Постановка проблеми. Розвиток автономного судноплавства, інтеграція інформаційно-комунікаційних технологій та впровадження концепції «розумного судна» (smart ship) зумовлюють необхідність переосмислення підходів до забезпечення експлуатаційної безпеки.

Традиційні методи оцінювання безпеки, що базуються на статичних сценаріях і детермінованих припущеннях, виявляються недостатньо ефективними в умовах невизначеності, змінності навігаційного середовища та впливу кіберфізичних загроз. Зокрема, вони не забезпечують можливості оперативної переоцінки ризику в реальному часі на основі актуальних даних про стан судна, зовнішнє середовище та функціонування його підсистем.

У зв'язку з цим особливої актуальності набуває використання технологій смарт-моніторингу, що забезпечують безперервний збір, обробку та аналіз даних із сенсорних систем, AIS, навігаційних засобів і цифрових платформ. Інтеграція таких даних у моделі оцінювання ризику відкриває можливість переходу від реактивного до проактивного управління безпекою судна.

Разом з тим, існуючі наукові підходи здебільшого розглядають методи оцінювання ризику, моделі надійності або системи підтримки прийняття рішень ізольовано, без їх повної інтеграції з потоковими даними смарт-моніторингу. Це обмежує можливість створення адаптивних систем забезпечення експлуатаційної безпеки, здатних функціонувати в режимі реального часу.

Аналіз літератури. Сучасні підходи до забезпечення безпеки судна базуються на переході від періодичного контролю до адаптивного оцінювання ризику в реальному часі, де ключову роль відіграє цифровий двійник як інтегратор даних, моделей і алгоритмів прогнозування [1-4, 9]. У морській сфері це дозволяє формувати динамічний ризиковий профіль судна з урахуванням технічного стану, режимів експлуатації та впливу зовнішнього середовища.

Дослідження показують, що цифрові двійники ефективні як прогностичні платформи, здатні адаптивно оновлювати моделі на основі потокових даних і підвищувати точність оцінки небезпек [1, 3, 4]. Зокрема, підходи на основі злиття даних з багатьох джерел забезпечують динамічну оцінку стану судового обладнання та створюють основу для ризик-орієнтованого управління [2]. Поєднання цифрового двійника з методами штучного інтелекту дозволяє здійснювати моніторинг технічного стану та раннє виявлення відхилень у реальному часі [6, 7].

Важливим аспектом є інтеграція людського фактору у моделі ризику. Темпоральне поєднання фізичного об'єкта, цифрового двійника та поведінкових характеристик оператора дозволяє враховувати когнітивні та операційні ризики, що суттєво впливають на безпеку судноплавства [8], що формує передумови для комплексного оцінювання ризику як функції технічних і поведінкових параметрів.

Методологічно перспективними є гібридні та багатомасштабні цифрові двійники, які поєднують фізичні моделі, сенсорні дані та машинне навчання, забезпечуючи адаптацію до невизначеності та змін умов експлуатації [5, 9]. Подібні підходи широко застосовуються у промисловості, енергетиці та авіації для онлайн-моніторингу, прогнозування та підвищення надійності систем [10-15].

Таким чином, адаптивне оцінювання ризику судна повинно реалізовуватися як замкнений цикл «дані - цифровий двійник - прогноз - рішення», де інтелектуальний моніторинг забезпечує своєчасне виявлення відхилень, а цифровий двійник - їх інтерпретацію та прогнозування в режимі реального часу.

Мета статті. Метою дослідження є розроблення інтегрованої моделі забезпечення експлуатаційної безпеки судна на основі використання технологій смарт-моніторингу, яка забезпечує адаптивну оцінку та мінімізацію ризику в режимі реального часу.

Для досягнення поставленої мети передбачено вирішення таких завдань: проаналізувати сучасні підходи до забезпечення експлуатаційної безпеки суден і визначити їх обмеження в динамічному середовищі; обґрунтувати інтеграцію технологій смарт-моніторингу в процес оцінювання ризику; розробити структуру інтегрованої моделі, що поєднує АНР, FMEA, байєсівське оновлення, DSS та дані сенсорних систем; сформулювати математичний апарат адаптивного ризик-оцінювання на основі потокових даних; запропонувати інтегральний показник динамічного ризику; виконати сценарне моделювання та оцінити ефективність підходу; обґрунтувати його практичну придатність для систем підтримки прийняття рішень у судоводінні.

Основна частина.

1. Морські транспортні системи як багаторівневі кіберфізичні середовища

Зростання складності морських транспортних систем, які трансформуються у багаторівневі кіберфізичні середовища, зумовлює необхідність перегляду підходів до забезпечення експлуатаційної безпеки суден. Одночасно підвищується роль операційної невизначеності, обумовленої впливом таких чинників, як гідрометеорологічні фактори, людський чинник та кіберзагрози, що ускладнює забезпечення стабільності процесу й безпеки експлуатації суден. Традиційні підходи до оцінювання ризику, орієнтовані на статичні або періодичні процедури аналізу, не забезпечують необхідної адаптивності в умовах динамічного навігаційного середовища.

Поряд із розвитком інноваційних технологій, зокрема IoT, AIS та цифрових двійників, формуються нові можливості для безперервного збору та обробки даних, однак відсутність інтегрованих методичних рішень стримує їх ефективне використання. За таких умов виникає наукова та прикладна потреба у розробленні методів забезпечення експлуатаційної безпеки судна, заснованих на інтеграції смарт-моніторингу та адаптивного ризик-орієнтованого моделювання.

2. Математична модель адаптивного оцінювання ризику судна

2.1. Загальна постановка задачі

У межах даного дослідження експлуатаційна безпека судна розглядається як функція динамічного рівня ризику, що формується під впливом технічних, навігаційних, інформаційних та людських факторів у змінному середовищі.

На відміну від традиційних підходів, у яких ризик оцінюється на основі фіксованих сценаріїв, запропонована модель передбачає його адаптивне оновлення в режимі реального часу на основі даних смарт-моніторингу та цифрового двійника судна.

Формально система описується як:

$$R(t) = f(X(t), E(t), S(t), D(t)), \quad (1)$$

де, $R(t)$ - інтегральний рівень експлуатаційного ризику;

$X(t)$ - вектор стану судна;

$E(t)$ - параметри зовнішнього середовища;

$S(t)$ - дані смарт-моніторингу;

$D(t)$ - дані цифрового двійника.

2.2. Формування вхідного інформаційного простору

Вектор стану системи формується як:

$$X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}, \quad (2)$$

де елементи включають:

- навігаційні параметри (курс, швидкість);
- технічні параметри систем;
- показники функціонування обладнання;
- індикатори людського фактору.

Дані смарт-моніторингу визначаються як потоковий набір:

$$S(t) = \{s_1(t), s_2(t), \dots, s_k(t)\}, \quad (3)$$

який включає:

- AIS-дані;
- сенсорні вимірювання (IoT);
- погодні параметри;
- дані діагностики систем.

Цифровий двійник формує прогнозний стан:

$$D(t) = \{d_1(t), d_2(t), \dots, d_m(t)\}, \quad (4)$$

$$D(t) \in \check{Y}^m, \quad D(t) = \{d_i(t)\}_{i=1}^m, \quad (5)$$

тоді

$$r_i(t) = g_i(X(t), S(t), D(t)), \quad (6)$$

інтеграція в загальний ризик

$$R(t) = \sum_{i=1}^n w_i r_i(t). \quad (7)$$

Тут відображається прогноз деградації систем, очікувані відхилення та сценарні оцінки розвитку ситуації.

Подальший розвиток моделі передбачає формалізацію процесу інтеграції різномірних поточкових даних у єдиний інформаційний простір оцінювання ризику. З огляду на багатофакторну природу експлуатаційної безпеки судна, виникає необхідність узгодження даних різної природи (технічних, навігаційних, поведінки судна та стану середовища) у вигляді структурованих компонентів, придатних для подальшого аналізу та агрегування.

З цією метою вводяться функціональні залежності, які описують процес перетворення вхідних даних смарт-моніторингу та цифрового двійника у параметри ризику, що враховують як поточний стан системи, так і його динаміку в часі. З урахуванням зазначеного, доцільним є формалізувати процес трансформації первинних даних у ризикові індикатори, що дозволяє перейти від описового рівня до математичного представлення моделі:

$$X(t) \in \mathbb{R}^n, \quad S(t) \in \mathbb{R}^k \quad (8)$$

$$R(t) = \sum_{i=1}^N P_i(X(t), E(t), D(t)) C_i \prod_{j=1}^K (1 - B_j(t)), \quad (9)$$

$$R(t) = f(X(t), E(t), S(t), D(t)) \Rightarrow \frac{dS(t)}{dt} = g(X(t), E(t), D(t)) \quad (10)$$

Отримані співвідношення (4)–(6) відображають поетапний процес формування ризикового профілю судна. Зокрема, (4) описує перетворення первинних даних у часткові індикатори ризику, що характеризують окремі підсистеми, (5) забезпечує їх узгодження та нормалізацію з урахуванням вагових коефіцієнтів, що визначають відносну значущість кожного фактору а (6) реалізує інтеграцію часткових показників у єдиний узагальнений індикатор ризику, який відображає поточний рівень експлуатаційної безпеки судна.

2.3. Багатокритеріальна оцінка ризику (АНР)

Для визначення вагових коефіцієнтів факторів ризику використовується метод аналізу ієрархій:

$$w_i = \frac{\left(\prod_{j=1}^n a_{ij}\right)^{\frac{1}{n}}}{\sum_{k=1}^n \left(\prod_{j=1}^n a_{kj}\right)^{\frac{1}{n}}}, \quad (11)$$

де, a_{ij} - елементи матриці парних порівнянь;

w_i - нормалізована вага фактору.

Отримані ваги визначають відносну важливість кожного фактору в інтегральній оцінці ризику.

2.4. Оцінювання критичності відмов (FMEA)

Критичність кожного фактору визначається через показник пріоритету ризику: $RPN_i = S_i \cdot O_i \cdot D_i$

$$RPN_i = S_i^\alpha O_i^\beta D_i^\gamma, \quad \alpha + \beta + \gamma = 1, \quad (12)$$

де, S_i - тяжкість наслідків;

O_i - ймовірність виникнення;

D_i - ймовірність виявлення.

Такий показник дозволяє врахувати як імовірнісні, так і наслідкові характеристики ризику.

2.5. Байєсівське оновлення ризику з урахуванням смарт-моніторингу

Ключовим елементом моделі є динамічне оновлення ймовірностей ризикових подій на основі нових даних.

$$P(H_i | E_t, S_t, D_t) = \frac{P(E_t, S_t, D_t | H_i) P(H_i)}{\sum_j P(E_t, S_t, D_t | H_j) P(H_j)}, \quad (13)$$

де, S_t - поточні дані сенсорів;

D_t - прогноз цифрового двійника.

Таким чином, на відміну від класичних моделей, тут ризик оновлюється не тільки за подіями, а й за реальними даними з прогнозуванням.

2.6. Інтегральний показник адаптивного ризику

Інтегральний рівень ризику визначається як:

$$R_{\text{adap}}(t) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot RPN_i \cdot P(H_i | E_t, S_t, D_t). \quad (14)$$

На відміну від існуючих підходів, запропонований показник враховує не лише поточний стан системи, але й прогнозні оцінки цифрового двійника, що забезпечує проактивний характер оцінювання ризику.

Динаміка ризику описується як:

$$\frac{dR(t)}{dt} = \alpha \frac{dS(t)}{dt} + \beta \frac{dD(t)}{dt} - \gamma u(t), \quad (15)$$

де, $u(t)$ - керуючі дії (DSS);

α, β, γ - коефіцієнти впливу.

Дане рівняння відображає, як зміни даних і прогнозів впливають на зміну ризику і як система може його знижувати.

2.8. Інтеграція у системи прийняття підтримки рішень

Задача управління формулюється як:

$$\min_{u(t)} \int_0^T R_{\text{adaptive}}(t) dt \quad (16)$$

за умов:

$$\sum C(u(t)) \leq C_{\text{max}}, \quad (17)$$

де, $C(u)$ - витрати ресурсів; T - горизонт планування.

Таким чином запропонована модель забезпечує адаптивну оцінку ризику в реальному часі, інтеграцію даних смарт-моніторингу а також використання прогнозів цифрового двійника з можливістю оптимізації управлінських рішень. На відміну від існуючих підходів, модель забезпечує динамічну реконфігурацію ризику, що підвищує ефективність систем забезпечення експлуатаційної безпеки судна.

3. Результати та обговорення.

У даному розділі представлено результати моделювання запропонованої адаптивної системи оцінювання ризику судна та проведено їх порівняльний аналіз із традиційними підходами.

Схема на рис. 1 відображає інтеграцію поточних даних смарт-моніторингу, багатокритеріальної оцінки ризику, байєсівського оновлення та DSS із замкненим контуром зворотного зв'язку через цифровий двійник.

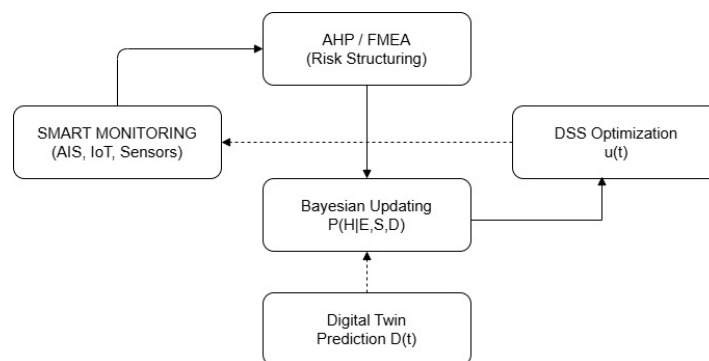


Рисунок 1 – Архітектура адаптивної системи оцінювання ризику судна на основі смарт-моніторингу та цифрового двійника

3.1. Результати моделювання адаптивної системи оцінювання ризику

Результати моделювання підтверджують ефективність запропонованого підходу до адаптивного оцінювання експлуатаційного ризику судна на основі інтеграції даних смарт-моніторингу та цифрового двійника.

На основі побудованих сценаріїв встановлено, що використання потокових даних сенсорних систем дозволяє забезпечити більш точну та оперативну оцінку ризику порівняно зі статичними моделями. Зокрема, у випадку виникнення збурень (погіршення погодних умов, відхилення параметрів руху, затримка реакції оператора) адаптивна модель демонструє здатність до швидкої реконфігурації оцінки ризику.

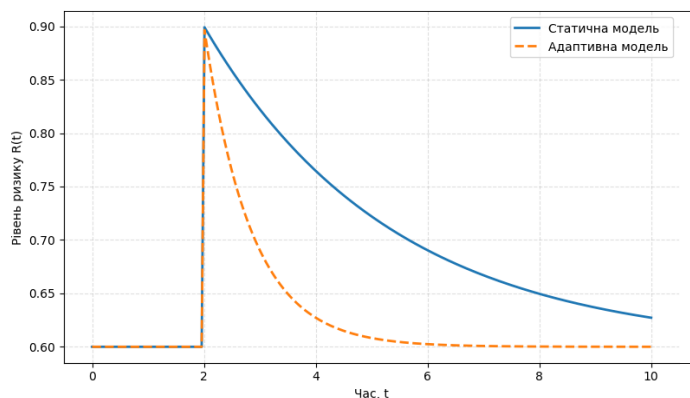


Рисунок 2 – Порівняння динаміки ризику для статичної та адаптивної моделей

Аналіз динаміки функції ризику $R(t)$ (рис. 2) демонструє, що в адаптивній моделі спостерігається нижче пікове значення ризику, вища швидкість його зниження після настання події та скорочений час повернення системи до стабільного стану. Отримані результати підтверджують підвищення адаптивності та відновлювальної здатності системи, що є визначальними характеристиками експлуатаційної безпеки.

Для кількісного підтвердження ефективності запропонованого підходу проведено порівняльний аналіз сценаріїв функціонування системи оцінювання ризику з різним рівнем інтеграції даних. Результати аналізу узагальнено у табл. 1.

Таблиця 1 - Порівняльний аналіз сценаріїв

Сценарій	Тип моделі	Джерело даних	Час виявлення	Рівень ризику	Час відновлення
Базовий	Статична	Історичні дані	Високий	Високий	Довгий
Моніторинг	Частково адаптивна	Дані з датчиків та сенсорів	Середній	Середній	Помірний
Інтегрований	Адаптивна	Дані з сенсорів та цифрового двійника	Низький	Низький	Короткий

Як видно з табл. 1, інтеграція смарт-моніторингу та цифрового двійника забезпечує суттєве покращення характеристик оцінювання ризику. Зокрема, спостерігається зниження часу виявлення небезпечних ситуацій, зменшення рівня ризику та скорочення часу відновлення системи.

Інтеграція смарт-моніторингу забезпечує безперервне оновлення даних про навігаційні параметри, технічний стан і зовнішні умови, тоді як цифровий двійник реалізує сценарне прогнозування майбутніх станів системи. Їх поєднання в межах байєсівської моделі формує замкнений контур «дані – оцінка – прогноз – рішення – оновлення», що забезпечує перехід від реактивного до проактивного управління ризиком.

На відміну від традиційних статичних підходів, запропонована модель забезпечує динамічне оновлення ризику, інтеграцію реальних і прогнозних даних та підтримку управлінських рішень через DSS, що відповідає концепції «smart shipping».

Водночас підхід залежить від якості даних, складності побудови цифрового двійника та потребує подальшої емпіричної валідації. Перспективи досліджень пов'язані з інтеграцією машинного навчання, розширенням моделі на міжсистемний рівень та її апробацією в реальних умовах експлуатації.

Практична цінність полягає у можливості застосування моделі в інтегрованих мостикових системах, DSS та цифрових двійниках, що сприяє зниженню аварійності, скороченню часу реагування та підвищенню ефективності використання ресурсів.

Отримані результати підтверджують, що інтеграція смарт-моніторингу та цифрового двійника у процес оцінювання ризику забезпечує підвищення адаптивності, точності та ефективності систем забезпечення експлуатаційної безпеки судна.

Висновки. У статті розроблено інтегровану модель адаптивного оцінювання експлуатаційного ризику судна в режимі реального часу на основі використання технологій смарт-моніторингу та цифрового двійника. Запропонований підхід забезпечує інтеграцію багатокритеріальних методів, байесівського оновлення та потокових даних, що дозволяє здійснювати динамічне оцінювання ризику в умовах операційної невизначеності. Розроблено математичний апарат, який формалізує процес трансформації даних смарт-моніторингу та цифрового двійника у інтегральний показник ризику. Результати моделювання підтвердили зниження пікового рівня ризику та скорочення часу відновлення системи порівняно з традиційними підходами. Практична цінність полягає у можливості впровадження моделі в системи підтримки прийняття рішень та інтегровані суднові інформаційні системи.

ЛІТЕРАТУРА

1. Magoulick, P. (2026). Operational digital twin for multi-hazard coastal flood prediction with adaptive learning: Real-time performance in the Chesapeake Bay. *Environmental Modelling & Software*, 198, 106891. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2026.106891>
2. Song, N., Su, S., Yu, P., & Wang, H. (2025). A framework and application for dynamic assessment of ship equipment based on multi-source data fusion and digital twins. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*, 18, 100746. <https://doi.org/10.1016/j.ijnaoe.2026.100746>
3. Ai, T., Gao, L., Yin, X., Du, H., Li, Q., & Zhang, H. (2026). A numerical modelling-supported digital twin for urban floods monitoring in typhoon or storm scenario. *Environmental Modelling & Software*, 197, 106870. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2026.106870>
4. Sajja, R., Mermer, O., Sermet, Y., & Demir, I. (2026). Hydro3DJS: A modular web-based library for real-time 3D visualization of watershed dynamics and digital twin integration. *Environmental Modelling & Software*, 197, 106853. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2025.106853>
5. Ghasemzadeh, K., Jafari, M., Torabi, T., Amiri, A., & Iulianelli, A. (2026). Hybrid models, digital twins, and digital shadows for sustainable membrane technologies: A critical review. *Advanced Membranes*, 8, 100219. <https://doi.org/10.1016/j.advmem.2026.100219>
6. Jayasinghe, S., Mahmoodian, M., Sidiq, A., Nanayakkara, T., Alavi, A., Mazaheri, S., Shahrivar, F., Sun, Z., & Setunge, S. (2024). Innovative digital twin with artificial neural networks for real-time monitoring of structural response: A port structure case study. *Ocean Engineering*, 312, 119187. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.119187>
7. Wang, X., Duan, J., Yang, X., Yan, H., Wang, S., Tao, C., Huang, Y., & Verwey, B. (2025). Dual-Purpose smart liner system for oil and gas pipelines: Digital twin-enabled rapid monitoring during strike events. *Energy*, 340, 139397. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.139397>
8. Beal, J., Fargusson, S., Bui, H., Reihani, S., Khalid, H., & Mohaghegh, Z. (2026). Developing temporal coupling of human performance, physical twin, and digital twin models for probabilistic risk assessment in nuclear power plants. *Nuclear Engineering and Design*, 447, 114620. <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2025.114620>
9. Wen, X., Bian, W., Liu, S., Wen, J., Bao, J., & Zhang, D. (2026). A multi-scale digital twin model reconstruction method based on compatibility and exclusivity mechanisms. *Journal of Industrial Information Integration*, 50, 101041. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2025.101041>
10. Wang, Z., Li, J., Yuan, Y., Zhang, S., Hu, W., Ma, J., & Tan, J. (2025). Digital-twin-enabled online wrinkling monitoring of metal tube bending manufacturing: A multi-fidelity approach using forward-convolution-GAN. *Applied Soft Computing*, 171, 112684. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.112684>
11. Menon, G., Malave, B., Mhaske, M., Parjane, S., & Mhaismale, H. (2025). Digital twin technologies in medicine: The innovations, barriers, and future directions. *Intelligent Hospital*, 100043. <https://doi.org/10.1016/j.inhs.2025.100043>
12. Xu, Y., Sun, Y., Shen, H., Liu, X., Pan, H., Cheng, Y., Liu, S., Qin, G., & Ji, A. (2025). Development of a digital twin system for inspection UAV in fusion reactors. *Nuclear Engineering and Technology*, 57(12), 103826. <https://doi.org/10.1016/j.net.2025.103826>

13. Dehghan, F., Bamakan, S. M. H., Mirzabagheri, M., & Sadrabadi, A. N. (2026). From pre-treatment to post-operative care: Leveraging digital twins for precision surgery transformation. *Smart Health*, 39, 100620. <https://doi.org/10.1016/j.smhl.2025.100620>
14. Huang, Q., Zeng, W., Liu, J., Zhang, Z., Deng, J., Qiu, Z., Xu, L., Wei, Z., Lu, Q., Gong, L., Shi, C., & Zhong, X. (2025). Shaping the future of nuclear reactors with digital twins: Current developments and perspectives. *Applied Energy*, 402, 126922. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.126922>
15. Adu-Gyamfi, B. A. (2026). The role of digital twin technology in enhancing sustainable aviation transition: A state-of-the-art review and future direction. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 12(1), 100693. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100693>
16. Petri, I., Amin, A., Ghoroghi, A., Hodorog, A., & Rezgui, Y. (2025). Digital twins for dynamic life cycle assessment in the built environment. *Science of The Total Environment*, 993, 179930. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2025.179930>

REFERENCES

1. Magoulick, P. (2026). Operational digital twin for multi-hazard coastal flood prediction with adaptive learning: Real-time performance in the Chesapeake Bay. *Environmental Modelling & Software*, 198, 106891. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2026.106891>
2. Song, N., Su, S., Yu, P., & Wang, H. (2025). A framework and application for dynamic assessment of ship equipment based on multi-source data fusion and digital twins. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*, 18, 100746. <https://doi.org/10.1016/j.ijnaoe.2026.100746>
3. Ai, T., Gao, L., Yin, X., Du, H., Li, Q., & Zhang, H. (2026). A numerical modelling-supported digital twin for urban floods monitoring in typhoon or storm scenario. *Environmental Modelling & Software*, 197, 106870. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2026.106870>
4. Sajja, R., Mermer, O., Sermet, Y., & Demir, I. (2026). Hydro3DJS: A modular web-based library for real-time 3D visualization of watershed dynamics and digital twin integration. *Environmental Modelling & Software*, 197, 106853. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2025.106853>
5. Ghasemzadeh, K., Jafari, M., Torabi, T., Amiri, A., & Iulianelli, A. (2026). Hybrid models, digital twins, and digital shadows for sustainable membrane technologies: A critical review. *Advanced Membranes*, 8, 100219. <https://doi.org/10.1016/j.advmem.2026.100219>
6. Jayasinghe, S., Mahmoodian, M., Sidiq, A., Nanayakkara, T., Alavi, A., Mazaheri, S., Shahrivar, F., Sun, Z., & Setunge, S. (2024). Innovative digital twin with artificial neural networks for real-time monitoring of structural response: A port structure case study. *Ocean Engineering*, 312, 119187. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.119187>
7. Wang, X., Duan, J., Yang, X., Yan, H., Wang, S., Tao, C., Huang, Y., & Verwey, B. (2025). Dual-Purpose smart liner system for oil and gas pipelines: Digital twin-enabled rapid monitoring during strike events. *Energy*, 340, 139397. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.139397>
8. Beal, J., Fargusson, S., Bui, H., Reihani, S., Khalid, H., & Mohaghegh, Z. (2026). Developing temporal coupling of human performance, physical twin, and digital twin models for probabilistic risk assessment in nuclear power plants. *Nuclear Engineering and Design*, 447, 114620. <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2025.114620>
9. Wen, X., Bian, W., Liu, S., Wen, J., Bao, J., & Zhang, D. (2026). A multi-scale digital twin model reconstruction method based on compatibility and exclusivity mechanisms. *Journal of Industrial Information Integration*, 50, 101041. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2025.101041>
10. Wang, Z., Li, J., Yuan, Y., Zhang, S., Hu, W., Ma, J., & Tan, J. (2025). Digital-twin-enabled online wrinkling monitoring of metal tube bending manufacturing: A multi-fidelity approach using forward-convolution-GAN. *Applied Soft Computing*, 171, 112684. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.112684>
11. Menon, G., Malave, B., Mhaske, M., Parjane, S., & Mhaismale, H. (2025). Digital twin technologies in medicine: The innovations, barriers, and future directions. *Intelligent Hospital*, 100043. <https://doi.org/10.1016/j.inhs.2025.100043>
12. Xu, Y., Sun, Y., Shen, H., Liu, X., Pan, H., Cheng, Y., Liu, S., Qin, G., & Ji, A. (2025). Development of a digital twin system for inspection UAV in fusion reactors. *Nuclear Engineering and Technology*, 57(12), 103826. <https://doi.org/10.1016/j.net.2025.103826>
13. Dehghan, F., Bamakan, S. M. H., Mirzabagheri, M., & Sadrabadi, A. N. (2026). From pre-treatment to post-operative care: Leveraging digital twins for precision surgery transformation. *Smart Health*, 39, 100620. <https://doi.org/10.1016/j.smhl.2025.100620>

14. Huang, Q., Zeng, W., Liu, J., Zhang, Z., Deng, J., Qiu, Z., Xu, L., Wei, Z., Lu, Q., Gong, L., Shi, C., & Zhong, X. (2025). Shaping the future of nuclear reactors with digital twins: Current developments and perspectives. *Applied Energy*, 402, 126922. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.126922>

15. Adu-Gyamfi, B. A. (2026). The role of digital twin technology in enhancing sustainable aviation transition: A state-of-the-art review and future direction. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 12(1), 100693. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100693>

16. Petri, I., Amin, A., Ghoroghi, A., Hodorog, A., & Rezgui, Y. (2025). Digital twins for dynamic life cycle assessment in the built environment. *Science of The Total Environment*, 993, 179930. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2025.179930>

Shcheniavskiy G.S., Melnyk O.M.

REAL-TIME ADAPTIVE RISK ASSESSMENT OF A VESSEL BASED ON INTELLIGENT MONITORING AND A DIGITAL TWIN

This article examines the issue of ensuring a vessel's operational safety in the context of an increasingly dynamic maritime environment, digitalization, and rising levels of uncertainty. It demonstrates that traditional risk assessment approaches, based on static scenarios, do not provide the necessary adaptability and timeliness for real-time decision-making. The feasibility of transitioning to integrated models that combine smart monitoring, digital twins, and methods of intelligent data analysis is substantiated. A mathematical model for adaptive ship risk assessment is proposed, based on the integration of streaming data from sensor systems, AIS, environmental parameters, and digital twin forecasts. The model implements a closed-loop "data-assessment-forecast-decision" cycle and ensures the formation of an integrated risk indicator, taking into account multi-criteria factors, their weights, and their dynamics over time. The paper employs the Analytic Hierarchy Process (AHP) to determine the weighting coefficients of risk factors, the FMEA approach to assess the criticality of failures, and Bayesian updating to adapt the probabilities of risk events based on new data. The proposed integrated risk indicator takes into account both the current state of the vessel and forecast assessments of the situation's development, ensuring a proactive approach to safety management. The simulation results confirm that the proposed adaptive model allows for reducing peak risk values, shortening response times to hazardous situations, and increasing the system's resilience compared to static approaches. The practical significance of the study lies in the possibility of integrating the model into decision support systems, integrated bridge systems, and digital ship management platforms, while the results obtained form the basis for the further development of intelligent systems for ensuring ship operational safety.

Keywords: maritime transport, vessel operational safety; adaptive risk assessment; smart monitoring; digital twin; risk management; decision support systems; maritime cyber-physical systems.

Стаття прийнята 19.02.2026