МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

ПРИВАТНИЙ ВИЩИЙ НАВЧАЛЬНИЙ ЗАКЛАД "ЄВРОПЕЙСЬКИЙ УНІВЕРСИТЕТ**"**

Кваліфікаційна наукова

Праця на правах рукопису

КОРОТЕНКО СЕРГІЙ АНАТОЛІЙОВИЧ

УДК 004.8

**ДИСЕРТАЦІЯ**

**МЕТОДОЛОГІЯ ВИКОРИСТАННЯ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ УПРАВЛІННЯ БІЗНЕС-ПРОЦЕСАМИ**

122 Комп’ютерні науки

12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Коротенко С.А.

(підпис)

Науковий керівник:

Яровий Роман Олександрович,

кандидат технічних наук, доцент

Київ - 2027

# АНОТАЦІЯ

***Коротенко Сергій Анатолійович.* Методологія використання алгоритмів машинного навчання для оптимізації управління бізнес-процесами** - Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 “Комп’ютерні науки”. Приватний вищий навчальний заклад "Європейський університет", Київ, 2027

У дисертаційній роботі представлені результати проведених здобувачем досліджень …..

#TODO Зміст анотації.

Ключові слова:

#TODO текст

# ANNOTATION

***Korotenko Serhii.*** **Methodology for the Use of Machine Learning Algorithms to Optimize Business Process Management** – Qualification Scientific Work Submitted as a Manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in Specialty 122 “Computer Science”. Private Higher Education Institution “European University”, Kyiv, 2027.

#TODO Abstract content.

Keywords:

#TODO text

# СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті в наукових фахових виданнях України:

1. Коротенко, С. А. (2025). ОЦІНКА ПРОДУКТИВНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ АНОМАЛІЙ У БІЗНЕС-ПРОЦЕСАХ. *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки*, Issue 1, P. 52–66. <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.1.6>
2. Коротенко, С. А. (2025). ПОРІВНЯННЯ GNN-АРХІТЕКТУР ДЛЯ ПРОГНОЗУ АКТИВНОСТІ У БІЗНЕС-ПРОЦЕСАХ: Logs-only та BPMN-підходи. Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security, Issue 2. P. 36–47. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2025-2-5>
3. Коротенко, С. А. (2025). ПРОГНОЗУВАННЯ АКТИВНОСТЕЙ У БІЗНЕС-ПРОЦЕСАХ ЗА РІЗНОЇ ДОВЖИНИ ПРЕФІКСІВ: ОЦІНКА GNN У LOGS-ONLY ТА BPMN-РЕЖИМАХ. *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки, Issue 5*. P. 376–389. DOI: <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.5.1.40>
4. #TODO

#TODO …у такій послідовності: − монографії (розділи у колективних монографіях) за темою дисертації; − статті у наукових періодичних виданнях, включених до переліку наукових фахових видань України категорії “А” та/або у наукових періодичних виданнях інших держав, проіндексованих у базах даних Web of Science Core Collection та/або Scopus; − статті у наукових періодичних виданнях, включених до переліку наукових фахових видань України категорії “Б”; − які засвідчують апробацію матеріалів дисертації; − які опубліковані у інших виданнях.

# ЗМІСТ

Зміст

[АНОТАЦІЯ 2](#_Toc222822026)

[ANNOTATION 3](#_Toc222822027)

[СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ 4](#_Toc222822028)

[ЗМІСТ 5](#_Toc222822029)

[ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ 7](#_Toc222822030)

[ВСТУП 8](#_Toc222822031)

[РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ 20](#_Toc222822032)

[1.1. Еволюція алгоритмічних підходів та методів машинного навчання в управлінні бізнес-процесами 20](#_Toc222822033)

[1.2. Проблематика використання штучних нейронних мереж в BPM 29](#_Toc222822034)

[1.3. Методологічний базис та стан автоматизації життєвого циклу бізнес-процесів 37](#_Toc222822035)

[1.4. Висновки до першого розділу 45](#_Toc222822036)

[РОЗДІЛ 2 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ 48](#_Toc222822037)

[2.1. Стан досліджень методів ML у BPM 48](#_Toc222822038)

[2.2. Еволюція методів формалізації структури бізнес-процесів 59](#_Toc222822039)

[2.3. Аналітичний синтез та обґрунтування дослідницької задачі 68](#_Toc222822040)

[2.4. Висновки до другого розділу 74](#_Toc222822041)

[РОЗДІЛ 3 МЕТОДОЛОГІЯ ТА МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ БІЗНЕС-ПРОЦЕСАМИ 77](#_Toc222822042)

[3.1. Концептуальні засади та принципи методології 77](#_Toc222822043)

[3.2. Математичне моделювання бізнес-процесів як динамічних атрибутованих графів 79](#_Toc222822044)

[3.3. Алгоритмічне забезпечення методів аналізу та предиктивного управління бізнес-процесами 100](#_Toc222822045)

[3.4. Архітектура та життєвий цикл предиктивної системи 117](#_Toc222822046)

[3.5. Висновки до третього розділу 124](#_Toc222822047)

[РОЗДІЛ 4 РЕЗУЛЬТАТИ, ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ 126](#_Toc222822048)

[4.1. Оцінка результативності розроблених методик та їх практичне застосування 126](#_Toc222822049)

[4.2. Рекомендації щодо використання розроблених моделей у практичній діяльності 127](#_Toc222822050)

[4.3. Висновки до четвертого розділу 131](#_Toc222822051)

[ВИСНОВКИ 132](#_Toc222822052)

[СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 133](#_Toc222822053)

[ДОДАТОК А. АКТИ ТА ДОВІДКИ ВПРОВАДЖЕННЯ 151](#_Toc222822054)

[ДОДАТОК Б. ВІДОМОСТІ ПРО АПРОБАЦІЮ РЕЗУЛЬТАТІВ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ 152](#_Toc222822055)

[ДОДАТОК B. ПРОМІЖНІ РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ 155](#_Toc222822056)

# ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

#TODO винести скорочення

# ВСТУП

### Актуальність теми

У сучасних умовах цифрової трансформації бізнесу критичною вимогою стає здатність підприємств гнучко адаптуватися до мінливого середовища. Це зумовлює потребу в еволюції систем управління бізнес-процесами (BPM) від інструментів статичної реєстрації подій до інтелектуальних рішень предиктивного контролю. Використання методів машинного навчання, зокрема глибинних нейронних мереж, має доведений потенціал для забезпечення такої адаптивності, вирішуючи задачі прогнозування та виявлення аномалій у реальному часі (Abbasi et al., 2024a; Albuquerque Filho et al., 2022; Nassif et al., 2021).

Проте масштабування цих технологій в Enterprise-системах суттєво ускладнюється нездатністю предиктивних моделей автономно адаптуватися до топологічних змін процесів (структурного дрейфу) (Sato et al., 2022). Суттєвим бар'єром залишається феномен «структурної сліпоти» (Structural Blindness) існуючих алгоритмів, які здебільшого ігнорують нормативну топологію та багатоваріантність бізнес-процесу, фокусуючись лише на емпіричній послідовності подій (Weinzierl et al., 2024a).

При еволюційній зміні логіки виконання процесу та появі нових версій регламентів класичні предиктивні системи стикаються з проблемою катастрофічного забування (Catastrophic Forgetting). Наявні підходи намагаються вирішити проблему адаптації екстенсивним шляхом - через повне перенавчання ізольованих моделей під кожну нову версію, що є обчислювально ресурсоємним та призводить до фрагментації корпоративних знань.

Відтак, існує критична прогалина між потребою бізнесу в безперервному предиктивному управлінні та обмеженнями класичних ML-архітектур. Вирішення цієї проблеми вимагає створення архітектурно стійкої методології, яка інтегрує структурну обізнаність (Structural Awareness) з алгоритмами машинного навчання у вигляді єдиної параметричної моделі. Це зумовлює актуальність дисертаційного дослідження, спрямованого на розробку ієрархічних стратегій адаптивного навчання та багаторівневих нормативних просторів знань для забезпечення стійкості систем до концептуального дрейфу.

### Мета та завдання дослідження.

**Метою** дисертаційного дослідження є розробка методології інтелектуального предиктивного управління бізнес-процесами в умовах їх безперервної структурної еволюції шляхом впровадження багаторівневих нормативних просторів знань та ієрархічної стратегії адаптивного навчання, що забезпечує стійкість нейромережевих моделей до топологічного дрейфу та знижує ризик катастрофічного забування за умови version-conditioned регуляризації та контрольованого режиму оновлення параметрів історичних регламентів без необхідності повного перенавчання системи.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв’язати такі задачі:

* Провести аналіз і систематизацію існуючих методів машинного навчання в управлінні бізнес-процесами, виявити їх обмеження щодо роботи в умовах безперервної еволюції середовища;
* Розробити математичні моделі уніфікованого багаторівневого подання бізнес-процесів, що забезпечують інтеграцію структурних, організаційних та часових даних для формування єдиного простору нормативних знань підприємства;
* Створити математичний метод топологічної детекції структурного дрейфу для автоматичної ідентифікації розбіжностей між регламентними вимогами та фактичним (емпіричним) перебігом процесів;
* Запропонувати стратегію адаптивного навчання предиктивних моделей, здатну розмежовувати фонові флуктуації та структурні зміни для супроводу мультиверсійних процесів, що дозволить нейтралізувати проблему катастрофічного забування без необхідності повного перенавчання системи;
* Розробити архітектуру інтелектуальної інформаційної системи, яка наскрізно об'єднує етапи уніфікації нормативних даних, детекції дрейфу та динамічної адаптації моделей у єдиний цикл управлінняж;
* Дослідити вплив структурної обізнаності на якість інференсу шляхом оцінки ефективності нормативного графа EPOKG та аналізу стійкості нейромережевих моделей до деградації при варіативності обсягу накопиченого контексту;
* Оцінити здатність архітектури до безперервної еволюції шляхом тестування механізму латентного кондиціонування версій регламентів, довівши здатність моделі нівелювати катастрофічне забування та зберігати точність без необхідності повного перенавчання;
* Дослідити точність механізму управління компетенцією (Reliability Semaphore) у задачах детекції станів поза розподілом (топологічного дрейфу) та алгоритмічного балансування коефіцієнта структурної релаксації;
* Валідувати ефективність дуальної архітектури у забезпеченні глобальної цілеспрямованості прогнозів шляхом мінімізації метрики структурних відхилень (Out-of-Scope) порівняно з локально-оптимізованими моделями;
* ~~Здійснити комплексну експериментальну апробацію наскрізної архітектури предиктивного управління в умовах динамічного середовища з ідентифікацією її обчислювальних обмежень, системних аномалій та меж застосовності.~~

**Об'єкт дослідження**. Об’єктом дослідження є інформаційні процеси предиктивного моделювання та адаптивного управління бізнес-процесами в умовах їх безперервної структурної еволюції.

**Предмет дослідження**. Предметом дослідження є математичні моделі багаторівневого просторового подання бізнес-процесів, методи топологічної детекції структурного дрейфу та ієрархічні стратегії адаптивного навчання нейромережевих предиктивних систем.

**Методи дослідження**. Для досягнення поставленої мети у роботі застосовано такі наукові методи:

* методи системного аналізу та узагальнення — для дослідження підходів до предиктивного управління бізнес-процесами та ідентифікації обмежень існуючих ML-моделей в умовах їх безперервної еволюції;
* теорія графів та методи геометричного глибинного навчання (Geometric Deep Learning) — для математичної формалізації багаторівневих нормативних просторів знань (EOPKG) та розробки предиктивної архітектури Domain-Conditioned GNN;
* теорія ймовірностей, математична статистика та елементи теорії оптимального транспорту — для аналізу станів поза розподілом (Out-of-Distribution) у латентному просторі нейромережі, кількісної оцінки дивергенції між версіями процесів та топологічної детекції структурного дрейфу;
* методи математичної оптимізації — для формалізації цільових функцій, розробки ієрархічної стратегії адаптивного навчання та нейтралізації проблеми катастрофічного забування;
* методи обчислювального експерименту та порівняльного аналізу — для емпіричної валідації розробленої методології, оцінки ефективності прогнозування за прийнятими метриками (Accuracy, F1-score) та доведення стійкості алгоритмів до зміни довжини контексту.

### Наукова новизна роботи.

Наукова новизна дисертаційної роботи полягає у такому:

Вперше:

* **розроблено комплексну методологію** адаптивного предиктивного управління бізнес-процесами (BPM), яка, на відміну від ізольованих алгоритмів машинного навчання, концептуалізує інтелектуальне управління як замкнений цикл. Методологія об’єднує багаторівневі нормативні простори знань (EPOKG), сенсори топологічного дрейфу (OOD-аналіз) та ієрархічні стратегії машинного навчання в єдиний фреймворк. Це дозволяє трансформувати розрізнені ML-прогнози в управлінські рішення з урахуванням епістемічної невизначеності та забезпечує стабільність Enterprise-систем в умовах безперервної структурної еволюції;
* **запропоновано ієрархічну стратегію адаптивного навчання** для управління бізнес-процесами на базі Domain-Conditioned GNN. На відміну від класичного MLOps-підходу зі створенням ізольованих моделей (Model-per-Version), система реалізує дворівневу адаптацію єдиної параметричної моделі: фонову онлайн-адаптацію при мінорних відхиленнях та контрольовану макро-реконфігурацію при статистично підтвердженому структурному дрейфі. Архітектурна ін'єкція індексу версії як нормативного просторового контексту суттєво знижує ризик катастрофічного забування історичних регламентів за рахунок використання структурно-залежної регуляризації та контрольованого режиму оновлення параметрів, що виступає обчислювально ефективною альтернативою ресурсоємним алгоритмам класичного безперервного навчання (Continual Learning);
* **розроблено метод контекстно-залежної адаптації предиктивних моделей до нових версій бізнес-процесів.** Залежно від кількісної оцінки топологічного розриву, метод забезпечує миттєву адаптацію (Zero-Shot) при мінорних ізоморфних змінах або алгоритмічно керує переходом до контрольованого донавчання (Few-Shot) при мажорних структурних дрейфах (OOD-станах);
* **розроблено алгоритмічний метод контролю надійності прогнозів (Trust-Aware Inference),** який оцінює епістемічну невизначеність у латентному просторі моделі. Це дозволило перетворити моніторинг із пасивної детекції змін на механізм активної маршрутизації низькодовірених прогнозів на експертне опрацювання (Human-in-the-Loop), запобігаючи генерації критичних «тихих помилок»
* **запропоновано двофакторний механізм еволюційного переходу регламентів,** що усуває семантичний розрив між жорстким управлінням та статистичною реальністю. Механізм алгоритмічно об'єднує директивне впровадження оновлених моделей із здатністю системи сигналізувати бізнесу про необхідність легалізації емпірично підтверджених мутацій процесу.

Удосконалено:

* **формалізацію об'єктно-орієнтованого графа знань підприємства,** який тепер функціонує як концептуальна основа цифрового двійника організації (DTO). Інкрементальне оновлення топології та атрибутів графа дозволяє синхронно віддзеркалювати операційний стан системи в реальному часі без зміни вакуумних параметрів нейромережі;
* **методи оцінювання ефективності ML-моделей у BPM** шляхом інтеграції класичних метрик (F1-score, Top-n Accuracy) із показниками просторового ізоморфізму та метриками стійкості до дрейфу. Це дозволяє кількісно розмежовувати локальні поведінкові аномалії (Workarounds) від фундаментальної деградації структури процесу.
* **підхід** до уніфікації представлення процесних даних, який інтегрує журнали подій, BPMN-моделі та метадані версій у багатокатегоріальну структуру, що забезпечує семантичну цілісність та переносимість навчальних вибірок між процесами.

Набуло подальшого розвитку:

* **доказова база** ефективності графових нейронних мереж (GNN) у порівнянні з іншими архітектурами для задач з довгими часовими залежностями. Експериментально доведено (Коротенко, 2025), що включення структурної інформації (BPMN) знижує деградацію точності прогнозу при збільшенні довжини префіксу (Trace Length);
* **апарат оцінки епістемічної невизначеності** (OOD detection) для предиктивних BPM-систем, в якому здійснено перехід від традиційної реактивної фіксації відхилень (відмови від прогнозування) до проактивного управління еволюцією моделі. Це реалізовано шляхом використання топологічного кондиціонування нормативним графом EPOKG, що дозволяє перетворювати метрики невизначеності на системний керуючий сигнал для маршрутизації рішень та ініціалізації макро-адаптації нейромережі;
* **концепція структурно-обізнаного (Structural-Aware) моделювання.** Доведено, що явна ін'єкція нормативної топології процесу у вхідний вектор графової нейромережі (GNN) мінімізує деградацію точності прогнозу при збільшенні довжини префіксу (Trace Length) та замінює необхідність підтримки ресурсомістких ансамблів вузькоспеціалізованих моделей;
* **методологія Continuous Intelligence в корпоративних системах** через впровадження буфера досвіду експертно-опрацьованих екземплярів, що забезпечує інкрементальне фонове донавчання ваг мережі без переривання основного потоку автоматизованого прогнозування.

### Обґрунтованість і достовірність наукових результатів.

Обґрунтованість і достовірність наукових результатів дослідження забезпечено коректним використанням фундаментальних положень теорії графів, теорії ймовірностей, методів математичної статистики та геометричного глибинного навчання. Адекватність застосованого математичного апарату підтверджується строгою формалізацією топологічного дрейфу та збіжністю теоретичних моделей із результатами обчислювальних експериментів.

Експериментальне підтвердження теоретичних висновків здійснено на репрезентативних вибірках масштабних журналів подій (event logs) реальних підприємств, а також на синтетичних датасетах із контрольованою генерацією макро-дрейфу. Відтворюваність отриманих результатів гарантується відкритим доступом до розробленого нормативного простору EOPKG, сформованих еталонних датасетів та програмного коду експериментів.

Надійність запропонованої методології доведено шляхом порівняльного аналізу з сучасними базовими (baseline) підходами, при цьому статистичну значущість приросту показників предиктивної якості (Accuracy, F1-score та інших) верифіковано за допомогою парного t-критерію Стьюдента.

### Зв’язок роботи з науковими програмами, темами, планами.

Дисертаційна робота є складовою частиною наукових досліджень, що виконувались на кафедрі комп’ютерних наук та програмної інженерії Приватного вищого навчального закладу «Європейський університет» у межах держбюджетної науково-дослідної роботи «Інформаційні технології моделювання складних процесів та систем» (номер державної реєстрації 0124U002854), у якій здобувач брав участь як виконавець окремих етапів дослідження.

### Практичне значення отриманих результатів.

Практична цінність роботи полягає у розробці та доведенні до рівня програмної реалізації комплексної інформаційної технології предиктивного управління бізнес-процесами (BPMS), здатної стабільно функціонувати в умовах їх безперервної еволюції. Основні практичні результати полягають у наступному:

* Створено алгоритмічне забезпечення для трансформації потоку подій в уніфікований об'єктно-орієнтований граф знань підприємства, що дозволяє в реальному часі синхронізувати топологію процесу, автоматично ідентифікувати тіньові маршрути та знижувати обчислювальну ресурсоємність обробки журналів подій.
* Розроблено та впроваджено модуль оцінки предиктивної невизначеності, який на основі аналізу станів поза розподілом динамічно маршрутизує низькодовірені прогнози на експертне опрацювання, що мінімізує кількість критичних помилок автоматизації («тихих збоїв») при появі нових структурних патернів.
* Реалізовано ієрархічну стратегію адаптивного навчання нейромережевих моделей, яка за рахунок інтеграції методів перенесення знань та інкрементального донавчання усуває проблему катастрофічного забування історичних регламентів. Це дозволяє здійснювати безперервний супровід мультиверсійних процесів без необхідності зупинки інференсу та повного перенавчання системи.
* Запропонований обчислювальний фреймворк усуває розрив між регламентним управлінням та фактичним перебігом процесів, забезпечуючи двосторонню адаптацію підприємства: директивне впровадження оновлених моделей та автоматичну сигналізацію про виявлені еволюційні зміни топології.

#TODO Описати про впровадження в компанії. Розроблені моделі, алгоритми та універсальний пайплайн обробки процесних даних впроваджено в корпоративному середовищі підприємства ….., що дозволило: …

### Особистий внесок здобувача.

Дисертація є самостійною науковою працею. Усі наукові положення, розробки та практичні результати, що виносяться на захист, одержані здобувачем особисто.

У працях, опублікованих здобувачем одноосібно, запропоновано та досліджено такі результати:

* у працях [стаття 2], [стаття 3], [тези 5], [тези 6] — виконано порівняльний аналіз GNN-архітектур (Logs-only та BPMN-based) та доведено вплив довжини префіксу (context volume) на стабільність прогнозування;
* у працях [тези 9], [тези 16], [тези 17] — розроблено математичні моделі багаторівневого нормативного простору підприємства (EPOKG), формалізовано методи виявлення прихованих організаційних залежностей та алгоритми дуальної детекції вузьких місць на основі топологічної критичності;
* у працях [тези 8], [тези 10], [тези 14], [тези 15] — спроєктовано генеративну архітектуру цілеспрямованого управління (Goal-Oriented Prediction) та ієрархічні стратегії адаптивного навчання (Error-Driven Attention) для уникнення катастрофічного забування;
* у працях [стаття 1], [тези 4], [тези 12] — проаналізовано підходи до моніторингу аномалій та обґрунтовано роль структурної інформації у підвищенні стабільності нейромережевих прогнозів.

У наукових працях, опублікованих у співавторстві, здобувачу особисто належать такі результати:

* у праці [тези 11] — розробка концепції дуальних ML-моделей для наскрізної інтеграції політик та структури у процесах цифрової трансформації;
* у працях [тези 13], [стаття 4] — математична формалізація методу детекції структурного дрейфу (Concept Drift) на основі аналізу станів поза розподілом (OOD-аналіз) у латентному просторі GNN, а також проведення обчислювальних експериментів.

Внесок співавтора у працях [тези 11], [тези 13], [стаття 4] полягав у постановці загальної наукової проблеми, консультаціях щодо вибору методологічних підходів та спільному обговоренні отриманих результатів.

### Апробація результатів дисертації

Основні положення, результати досліджень та практичні розробки, що викладені у дисертаційній роботі, доповідалися, обговорювалися та отримали позитивну оцінку на 10 міжнародних та всеукраїнських науково-практичних конференціях:

* Х Міжнародній НПК «Актуальні питання забезпечення кібербезпеки та захисту інформації» (Київ, 2024);
* ХХХ та ХХХІ Міжнародних НПК «Цифрова трансформація в економіці, менеджменті і бізнесі» (Київ, 2024, 2025);
* XV Міжнародній НТК аспірантів та молодих вчених «Наукова весна» (Дніпро, 2025);
* VІ Міжнародній НПК «Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні» (Київ, 2025);
* VІІІ Міжнародній НПК «Інформаційна безпека та комп’ютерні технології» (Кропивницький, 2025);
* ІІ Міжнародній науковій конференції «Наукові горизонти ХХІ століття: Мультидисциплінарні дослідження» (Ужгород, 2025);
* 4th International Scientific and Practical Conference «Research in Science, Technology and Economics» (Люксембург, 2025);
* XVIII International Conference «Information Technologies and Automation» (Одеса, 2025);
* XXIV Міжнародній НПК «Інформаційно-комунікаційні технології для стійкості та відновлення» (Київ, 2025);
* XII International Conference and Workshops «Information Technology and Implementation» (Київ, 2025).

**Публікації.** Основні наукові результати дисертації повністю відображено у 14 наукових працях, з яких:

* *1 стаття — у виданні, що індексується у міжнародних наукометричних базах Scopus / Web of Science;*
* 3 статті — у наукових фахових виданнях України;
* 1 публікація — у колективній науковій монографії;
* 9 публікацій — у матеріалах та тезах доповідей міжнародних і всеукраїнських наукових конференцій.

##TODO – підправити перелік та кількості під актуальні

### Структура роботи.

# TODO сінхронізувати після завершення

Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків до кожного розділу, загальних висновків, списку використаних джерел та додатків. Повний обсяг дисертації становить [\*\*\*] сторінок, з яких основний текст займає [\*\*\*] сторінок. Робота містить [\*\*\*] рисунків та [\*\*\*] таблиць. Список використаних джерел налічує [\*\*\*] найменувань і займає [\*\*\*] сторінок. [\*\*\*] додатки наведено на [\*\*\*] сторінках..

# ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

## Еволюція алгоритмічних підходів та методів машинного навчання в управлінні бізнес-процесами

Еволюція алгоритмів машинного навчання (ML) тісно пов'язана з трансформацією управління бізнес-процесами (BPM). Історичний аналіз показує, що кожне покоління алгоритмів, вирішуючи одні задачі, стикалося з критичними обмеженнями при спробі адаптації до динамічної природи бізнес-процесів.

### Лінійне програмування (до 1950-х років)

Лінійне програмування стало одним із перших формалізованих математичних підходів до задач оптимізації. Його розвиток пов’язують із роботами Леоніда Канторовича (1939) (Kantorovich, 1960) та Джорджа Данцига (1947), який запропонував симплекс-метод для розв’язування задач з обмеженнями (Dantzig, 2002).

Ці методи набули популярності для вирішення задач розподілу ресурсів та логістики (Dantzig, 2002). Згодом вони стали основою для складніших алгоритмів, таких як квадратичне (Boggs & Tolle, 1995) та динамічне програмування (Bellman, 1957), що намагалися врахувати нелінійність та етапність процесів.

Хоча застосування цих методів дозволило бізнесу успішно вирішувати ізольовані задачі статичної оптимізації (наприклад, мінімізація виробничих витрат або розрахунок оптимального завантаження потужностей), спроби масштабувати їх для комплексного управління бізнес-процесами (BPM) виявили критичні обмеження. Головна проблема полягала у статичності моделей: алгоритми ігнорували часовий контекст та динамічну послідовність подій, розглядаючи процес як набір незмінних рівнянь. Це унеможливлювало адаптацію до реального бізнес-середовища, де структура виконання постійно змінюється (Bennett & Parrado-Hernández, 2006).

### Експертні системи та алгоритми аналізу даних (1950-ті роки)

У 1950-х роках фокус досліджень змістився на алгоритмізацію прийняття рішень та структурування даних. Алгоритм K-Means (Lloyd, 1982; Steinhaus, 1956) дозволив автоматизовано групувати схожі бізнес-об'єкти (Pérez-Ortega et al., 2020), що стало потужним інструментом для задач клієнтської сегментації та класифікації складських запасів. Проте його застосування в BPM було обмеженим: метод працював зі статичними атрибутами, ігноруючи часову послідовність та логіку виконання процесу (Control Flow). У той самий період розвивалися й статистичні методи класифікації, зокрема баєсівські підходи та дискримінантний аналіз. Хоча вони суттєво підвищили точність оцінки ризиків, ці методи також працювали зі статичними ознаками та не враховували динамічну структуру виконання процесів.

Паралельно адаптація методу найменших квадратів (Legendre, 1805) забезпечила надійну базу для фінансового прогнозування та аналізу трендів продажів, але, як і K-Means, цей підхід не враховував складну топологію бізнес-процесів.

Розвиток алгоритму пошуку A\* дозволив оптимізувати логістичні маршрути (Hart et al., 1968), однак він вимагав попередньо визначеної карти станів, що унеможливлювало роботу в умовах невизначеності.У цей же період Hart разом із розробленими для управління складними проектами методами PERT (Program Evaluation and Review Technique) (Malcolm et al., 1959) та CPM (Critical Path Method) (Kelley & Walker, 1959) здійснили революцію в операційному менеджменті. Вони вперше формалізували поняття “критичного шляху” та часових залежностей між задачами, дозволивши бізнесу ефективно планувати масштабні інженерні та логістичні ініціативи. Однак використання цих методів на практиці вимагали детермінованих вхідних даних та наявності попередньо визначеної статичної карти станів, що унеможливлювало роботу в умовах невизначеності та динамічних змін процесу.

Спробою автоматизувати логіку стала система Logic Theorist - прототип експертних систем (Newell et al., 1957). Впровадження таких систем на базі жорстких правил (“IF-THEN”) дозволило підприємствам автоматизувати частину рутинних рішень та забезпечити дотримання формальних регламентів. Однак спроба масштабувати цей підхід у BPM виявило критичну проблему “крихкості знань” (knowledge brittleness): системи не могли адаптуватися до змін (дрейфу) у бізнес-середовищі, вимагаючи постійного ручного переписування правил при будь-якому відхиленні від регламенту.

### Розвиток алгоритмічних методів прийняття рішень (1960-1970-ті роки)

У 1960–1970-х роках було закладено теоретичні основи статистичного навчання (VC-theory) (Vapnik & Chervonenkis, 1971). Ці розробки вперше надали строгий математичний апарат для оцінки здатності моделей до узагальнення, що пізніше стало критичним для надійного прогнозування поведінки систем. Однак у цей період ці ідеї залишалися переважно теоретичними концепціями і не мали широкої алгоритмічної реалізації для операційних бізнес-задач.

Фундаментальним проривом у математичному моделюванні процесів стала поява мереж Петрі**.** Це був перший математичний апарат, здатний описувати не лише послідовність, а й паралелізм (concurrency) та синхронізацію подій (Petri, 1962). Завдяки цьому індустрія отримала змогу формально описувати та математично верифікувати складні виробничі цикли, усуваючи "вузькі місця" (bottlenecks) ще на етапі проектування. Хоча мережі Петрі стали теоретичною основою для майбутніх стандартів (таких як BPMN), у той час вони залишалися інструментом теоретичного аналізу, складним для інтеграції з методами машинного навчання. Їх застосування в адаптивному управлінні було обмежене жорсткою детермінованістю: класичні мережі Петрі вимагають чітко визначеної структури і не здатні самостійно навчатися на “зашумлених” даних, що робить їх вразливими до структурного дрейфу.

Для подолання проблеми жорсткої детермінованості та роботи з невизначеністю почала застосовуватися нечітка логіка (Zadeh, 1965). Вона дозволяла моделювати процеси не бінарно ("так/ні"), а через функції належності, що наблизило моделі до реального прийняття рішень людиною та дозволило автоматизувати управління якістю в умовах неповних даних. Проте такі системи все ще залежали від ручного налаштування правил експертами.

Паралельно відбувався розвиток теоретичних основ методів квадратичного програмування, зокрема послідовного квадратичного програмування (SQP), а зрілі алгоритмічні форми були узагальнені пізніше (Boggs & Tolle, 1995). Впровадження цих методів дозволило бізнесу вирішувати складні задачі нелінійної оптимізації, такі як управління інвестиційними портфелями та багатокритеріальнийрозподілі ресурсів. Проте, як і попередні методи, SQP фокусувався на оптимізації статичного стану системи, а не на динаміці виконання процесу.

Розвиток алгоритмів прийняття рішень, зокрема мінімакс-підходу та альфа-бета відсічення, дозволив моделювати конкурентні стратегії у детермінованих середовищах (Knuth & Moore, 1975; von Neumann, 1928). Ці методи знайшли успішне застосування в дослідженні операцій (Operations Research) для розрахунку ринкової конкуренції та ціноутворення. Вони відносяться до класу алгоритмічного пошуку (Algorithmic Decision Making), а не машинного навчання, оскільки вони не "навчаються" на даних, а перебирають варіанти станів. Вони стали попередниками марковських процесів прийняття рішень (MDP), формалізованих пізніше, однак вимагали повної інформації про простір станів, що рідко доступно в реальних процесах, де присутні приховані змінні та стохастичні відхилення.

Важливим кроком у розвитку адаптивних систем стала розробка правила Delta для навчання лінійних елементів (ADALINE), запропонована Відроу та Хоффом (Widrow & Hoff, 1960). Це був прототип сучасного стохастичного градієнтного спуску (SGD), який здійснив прорив у задачах адаптивної фільтрації сигналів та розпізнавання базових патернів. Однак на той час цей метод не знайшов застосування в управлінні процесами через свою лінійність, він був математично нездатний моделювати складну логіку розгалужень (XOR-split), притаманну бізнес-процесам.

### Спад у розвитку штучного інтелекту та його наслідки (1970-1980-ті роки)

1970-1980-ті роки відомі як “зима ШІ”, стали наслідком нездатності тогочасних алгоритмів впоратися зі складністю та мінливістю реальних бізнес-процесів. Хоча експертні системи успішно вирішували вузькоспеціалізовані задачі діагностики та конфігурації обладнання, економлячи компаніям мільйони доларів (Hayes-Roth et al., 1983), їх масштабне впровадження в управління процесами блокувалося неможливістю адаптації до динамічних змін середовища (Nilsson, 1982). Жорстка логіка систем не витримувала зіткнення з реальним хаосом операційної діяльності.

Звіт Лайтхілла підтвердив, що “комбінаторний вибух” у реальних задачах робить існуючі детерміновані методи неефективними для управління складними системами (Lighthill, 1973).

Криза змусила змістити фокус з імітації мислення на прагматичні статистичні методи. Активно розвивалися баєсові моделі та методи стохастичної оптимізації (Nilsson, 1982), які дозволили бізнесу впровадити ймовірнісне оцінювання ризиків (скоринг) та набагато краще працювати з невизначеністю, ніж жорсткі правила.

Саме в цей період набуває поширення стохастичний градієнтний спуск (SGD) як метод оптимізації функцій втрат. Хоча його витоки сягають робіт Роббінса-Монро (1951), саме у 1970-80-х роках, з розвитком теорії зворотного поширення помилки (Backpropagation) (Rumelhart et al., 1986), SGD став фундаментом для навчання багатошарових мереж. Це дозволило вирішувати складні задачі нелінійної класифікації та заклало основу для майбутнього "Deep Learning". Проте на той час обмежені обчислювальні потужності та відсутність масштабних наборів історичних даних (логів) не дозволяли застосувати ці методи для наскрізного BPM.

Справжній ренесанс у бізнес-аналітиці забезпечили алгоритми дерев рішень, зокрема CART (Breiman et al., 1984). Паралельно наприкінці 1980-х років почали формуватися підходи до індукції дерев рішень, такі як ID3, розроблений Россом Квінланом (Quinlan, 1986). Важливою перевагою CART стала здатність будувати не лише класифікаційні, а й регресійні дерева, що дозволило бізнесу з високою точністю прогнозувати неперервні параметри процесів (наприклад, час виконання або вартість). На відміну від “чорних скриньок” нейромереж, дерева рішень давали інтерпретовані правила (“IF-THEN”), що ідеально підходило для аудиту та формалізації бізнес-логіки. Цей період переорієнтував науку на статистичну обробку даних, підготувавши ґрунт для появи Process Mining, однак проблема моделювання структурного дрейфу залишалася невирішеною. Однак, попри високу інтерпретованість, дерева рішень залишалися нездатними охопити комплексну графову топологію бізнес-процесу (паралелізм, цикли), а їхня жорстка архітектура вимагала повного перенавчання моделі при найменшому структурному дрейфі.

### Концепції Business Process Reengineering та Process Mining (1990-2000-ні роки)

У 1990-х роках відбувся суттєвий прорив у сфері управління бізнес-процесами, зумовлений розвитком концепції Business Process Reengineering (BPR) (Hammer & Champy, 1993). Хоча BPR декларував радикальний перегляд процесів і обіцяв бізнесу експоненційне зростання ефективності, він часто зазнавав невдач через відсутність інструментів для об'єктивного аналізу реального стану справ (As-Is): рішення приймалися на основі суб'єктивних інтерв'ю співробітників, а не фактичних даних.

Важливим етапом у вирішенні проблеми аналізу складних даних стало впровадження методу опорних векторів (SVM), який отримав завершену алгоритмічну форму в 1990-х роках (Cortes & Vapnik, 1995). Введення “Kernel trick” дозволило алгоритмам ефективно працювати з нелінійними даними, що зробило SVM популярним інструментом для аналізу станів і атрибутів бізнес-процесів, зокрема для високоточної оцінки ризиків. Однак застосування SVM у наскрізному BPM мало суттєвий недолік - “структурну сліпоту”: процес розглядався як плоскийвектор ознак, втрачаючи топологічну інформацію про причинно-наслідкові зв'язки між подіями.

Відповіддю на цей виклик стала поява Process Mining. Алгоритми discovery, такі як α-алгоритм (W. van der Aalst et al., 2004) та генетичний майнінг (Medeiros et al., 2007; W. M. P. van der Aalst et al., 2005), вперше дозволили індустрії відмовитися від ручного малювання схем і автоматично відтворювати структуру процесу безпосередньо з логів інформаційних систем. Однак ці методи мали фундаментальний недолік: вони намагалися відновити модель виключно індуктивним шляхом (“logs-only”), ігноруючи нормативний контекст (Business Rules). При наявності високого рівня шуму в даних (що є типовим для реального бізнесу) це призводило до створення переускладнених “спагеті-моделей”, непридатних для аналізу та оперативного управління.

Паралельне впровадження алгоритму DBSCAN (Ester et al., 1996) допомогло частково вирішити проблему "спагеті": воно дозволило виявляти кластери відхилень та очищувати логи від шуму, тоді як стохастичні методи (Bose & van der Aalst, 2009) надали можливість моделювати ймовірнісні переходи між станами процесу.

Попри колосальний прогрес у візуалізації та аудиті операційної діяльності, моделі 90-х та початку 2000-х залишалися переважно описовими (Descriptive). Вони могли детально і достовірно показати, як процес виконувався в минулому, але не могли надійно передбачити його поведінку при зміні структури в майбутньому (Ergin, 2011) оскільки не мали механізмів динамічного оновлення правил в режимі реального часу.

### Інтеграція глибокого навчання в BPM (2010-ті роки)

У 2010-х роках спроби поєднати структурний аналіз із машинним навчанням почалися з графових ядер (Graph Kernels). Алгоритми, такі як Weisfeiler–Lehman (WL) kernel, забезпечили ефективний спосіб порівняння топології процесів (Shervashidze et al., 2011) що дозволило підприємствам автоматизовано знаходити відхилення між еталонними регламентами та реальним виконанням у різних філіях. Однак ці методи були трансдуктивними (не могли обробляти нові, небачені раніше графи без повного перерахунку) та обчислювально важкими, що блокувало їх використання для онлайн-моніторингу динамічних процесів у масштабах Enterprise-систем.

Наступним етапом стала інтеграція рекурентних мереж (LSTM), що дозволили ефективно моделювати часові послідовності (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) та здійснили революцію у задачах предиктивного моніторингу, надавши бізнесу високоточні інструменти для прогнозування часу завершення процесу (Remaining Time Prediction) та наступної дії. Згодом цю нішу доповнили трансформерні архітектури, орієнтовані на обробку довгих залежностей у подійних логах (Vaswani et al., 2017). Проте попри безпрецедентну точність на статичних датасетах, ці моделі мали критичне обмеження: вони розглядали бізнес-процес лише як лінійний текст, ігноруючи його явну графову структуру (розгалуження, цикли, паралелізм), що призводило до феномену "структурної сліпоти" та втрати контексту при складній логіці виконання.

Для вирішення проблеми дисбалансу даних та виявлення рідкісних аномалій почали застосовувати GANs (Goodfellow et al., 2014). Як зазначається в оглядах (Albuquerque Filho et al., 2022), це дозволило суттєво покращити якість навчання моделей на "бідних" логах, але не вирішило проблему нездатності алгоритмів до структурної адаптації при моделюванні логіки виконання процесів.

Паралельно розвивалися методи байєсівської оптимізації (Snoek et al., 2012) та автоматизації налаштування моделей (AutoML) (Feurer et al., 2015), а також адаптивні стратегії (Celik & Vanschoren, 2021). Це знизило поріг входу та вартість розробки інтелектуальних рішень, дозволивши широко впроваджувати ML у бізнесі.

Вирішальним технологічним зрушенням кінця десятиліття стала інтеграція потокових платформ (Apache Flink/Kafka) з ML-моделями. Це дозволило обробляти події бізнес-процесів в реальному часі (Abbasi et al., 2024b), перетворивши моніторинг з ретроспективного аналізу на активний інструмент управління. Така інфраструктура створила практичні передумови для застосування складніших моделей, здатних поєднувати навчання в реальному часі з урахуванням топології, зокрема графових нейронних мереж (GNN).

### Сучасний етап: Від Predictive BPM до AI-Augmented BPM (2020-ті роки)

Починаючи з кінця 2010-х років парадигма BPM змістилася від реінжинірингу до “AI-Augmented BPM”, де акцент робиться на предиктивному моніторингу та адаптації (Dumas et al., 2018). Перехід від ручного моделювання до інтеграції алгоритмів прогнозування дозволило бізнесу перетворити BPMS на проактивні системи, здатні передбачати порушення SLA та рекомендувати дії в реальному часі. Однак, виникла нова проблема: вкрай висока чутливість таких предиктивних моделей до найменших змін у структурі операційного середовища (Sato et al., 2022; Weinzierl et al., 2024a).

Значну увагу дослідники приділили еволюційним методам оптимізації. Фундаментальні роботи з еволюційного дизайну процесів (Tiwari et al., 2007) заклали основу для використання генетичних алгоритмів у BPM. Застосування передових еволюційних алгоритмів (NSGA-II, SPEA2) дозволило успішно вирішувати задачі багатокритеріальної оптимізації ресурсів (наприклад, одночасна мінімізація вартості процесу та максимізація пропускної здатності) (Deb et al., 2002; Zitzler & Thiele, 1999). Ці підходи, посилені сучасними методами оптимізації для машинного навчання (Sra et al., 2013), забезпечили високу гнучкість у налаштуванні параметрів. Проте вони ефективно оптимізують параметри процесу в межах фіксованої структури, але виявляються безсилими, коли змінюється сама логіка виконання (Structural Drift).

Інтеграція AutoML (Hutter et al., 2019) та адаптивних стратегій (Celik & Vanschoren, 2021) суттєво прискорила розробку предиктивних рішень та знизила поріг входження для використання ML. Однак автоматизація налаштування “чорних скриньок” без розуміння бізнес-контексту та топології процесу лише збільшила ризик впровадження ненадійних моделей, що генерують впевнені, але помилкові прогнози (overconfident errors). Це спричинило гострий попит на Explainable AI (XAI), особливо в регульованих галузях (Doshi-Velez & Kim, 2017), оскільки бізнес вимагає не лише точності, а й алгоритмічної прозорості прийняття рішень.

Технічний перехід до потокової обробки подій, реалізований у сучасних платформах на кшталт Apache Flink та Kafka, забезпечив інженерну можливість аналізу в реальному часі (Ranjan, 2014). У сукупності ці технології сформували потужний інструментарій, але залишили невирішеною головну проблему: відсутність цілісної математичної методології, яка б поєднувала репрезентативну глибину навчання нейромереж із надійністю нормативних (графових) моделей процесу в умовах постійних структурних змін.

## Проблематика використання штучних нейронних мереж в BPM

Еволюційний перехід до проактивного управління (AI-Augmented BPM), передумови якого простежено у попередньому підрозділі, закономірно спирається на використання штучних нейронних мереж (ШНМ) як базового математичного апарату. Проте спроби прямого (out-of-the-box) перенесення класичних архітектур глибокого навчання у предметну область управління бізнес-процесами виявили низку критичних бар'єрів, які можна розділити на два класи: загальносистемні та фундаментальні.

На рівні загальносистемних викликів, дослідження підкреслюють бар'єр високих обчислювальних ресурсів. Глибокі моделі характеризуються значними енерговитратами, особливо при використанні GPU (Sze et al., 2017), що створює фінансові перепони для малих та середніх підприємств (Daghero et al., 2020). Хоча існують спроби алгоритмічної оптимізації (Han et al., 2016), питання масштабування залишається відкритим. Окрім технічних аспектів, виникають суттєві етичні та правові питання. Як зазначають дослідники, використання історичних даних може призводити до алгоритмічної упередженості та дискримінації (Barocas & Selbst, 2016), а нові регуляторні норми, такі як EU AI Act, вимагають високого рівня прозорості (European Commission, 2021). Це безпосередньо пов'язано з проблемою “чорної скриньки” (Black Box), коли непрозорість нейромереж викликає недовіру стейкхолдерів (Lipton, 2018).

Втім, якщо загальні проблеми (ресурси, етика) є лише обмеженнями зовнішнього операційного середовища, то існують фундаментальні методологічні проблеми, що стосуються самої природи бізнес-процесів і унеможливлюють ефективне застосування класичних архітектур нейромереж без їх радикальної структурної модифікації. Зосередимося на них детальніше.

### Феномен дрейфу концепцій (Concept Drift) та проблема вартості адаптації

Однією з ключових проблем є дрейф концепцій (Concept Drift) - зміна статистичних властивостей цільової змінної з часом. У класичному ML приймається гіпотеза про стаціонарність даних, проте бізнес-процеси є динамічними системами, які постійно змінюються через зовнішні фактори, законодавство чи сезонність (Bose et al., 2014; Sato et al., 2022).

Складність феномену полягає у його багатовимірності. Відповідно до сучасної таксономії (Sato et al., 2022), дрейф у BPM слід класифікувати за трьома ортогональними вимірами:

1. Перспектива змін (Change Perspective): Визначає, *що саме* змінилося в процесі.

* Структурний дрейф (Control-flow): зміни в топології та порядку виконання активностей.
* Дрейф даних (Data): зміна атрибутів, що впливають на маршрутизацію.
* Ресурсний дрейф (Resource): зміни у ролях або доступності виконавців.
* Часовий дрейф (Time): зміни виключно у продуктивності (затримки, вузькі місця) без зміни структури (Brockhoff et al., 2020).

2. Тип та характер прояву (Type & Duration): Визначає, *як* відбувається перехід у часі.

* Класична динаміка: Дрейф може бути раптовим (sudden), поступовим (gradual), повторюваним (recurring) або інкрементальним.
* Внутрішньо-трейсовий дрейф (Intra-trace Drift): Специфічний для BPM випадок, коли зміна правил відбувається "на льоту", поки кейс ще виконується. Це призводить до змішування версій процесу в одному екземплярі (Ostovar et al., 2016).

3. Динаміка масштабу (Scale Dynamics):

* Багаторівнева динаміка (Multi-order Dynamics): Коли зміни відбуваються одночасно на мікро-рівні (тижневі коливання) та макро-рівні (глобальні зміни політики) (Martjushev et al., 2015).

Таблиця 1.1

Багатовимірна класифікація дрейфу концепцій у BPM1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Тип дрейфу (Change Perspective)** | **Характеристика змін (Що змінюється?)** | **Типові прояви (Type & Duration)** | **Динаміка масштабу (Scale Dynamics)** |
| **Структурний дрейф** (Control-flow) | **Зміна топології:** Зміна порядку активностей, поява нових шляхів, заміна послідовного виконання на паралельне. | **Sudden:** Миттєва заміна моделі (напр., новий закон). | **Process Level:** Зміни стосуються логіки переходу між станами. |
| **Incremental:** Серія дрібних змін. |
| **Intra-trace:** Зміни всередині активного кейсу (гібридні сліди). |
| **Дрейф даних** (Data Drift) | **Зміна атрибутів:** Зміна правил маршрутизації (decision rules) без зміни структури графа (напр., зміна кредитного ліміту). | **Sudden:** Одномоментна зміна політики. | **Global Effect:** Впливає на розподіл ймовірностей вибору шляхів (conditional routing) для всіх нових екземплярів. |
| **Gradual:** Співіснування старих і нових правил (напр., для різних груп клієнтів). |
| **Ресурсний дрейф** (Resource Drift) | **Зміна виконавців:** Зміни в ролях, доступності, оргструктурі або продуктивності команди. | **Recurring:** Сезонні зміни (свята, відпустки), коли процес циклічно повертається до попереднього стану. | **Multi-order:** Накладання мікро-динаміки (тижневі графіки) на макро-динаміку (сезонність). |
| **Часовий дрейф**  (Time Drift) | **Зміна продуктивності:** Зміни часу виконання/очікування, поява "вузьких місць" (bottlenecks) без зміни логіки. | **Gradual:** Повільне зниження через втому/знос. | **Inter-case:** Хвилі затримок через конкуренцію за ресурси або пакетну обробку (batching). |
| **Momentary:** Короткочасні сплески (шум). |

Джерело: складено автором за (Bose et al., 2014; Brockhoff et al., 2020; Martjushev et al., 2015; Ostovar et al., 2016; Sato et al., 2022)

Саме ця гетерогенність типів унеможливлює створення універсального детектора на базі простих статистичних вікон (як ADWIN). Різні комбінації вимірів вимагають суперечливих налаштувань чутливості, які неможливо забезпечити одним статичним параметром (Carmona & Gavaldà, 2012). Більше того, аналіз перетинів у матриці (Таблиця 1.1) розкриває глибинні причини двох ключових бар'єрів впровадження нейромереж.

Першим бар'єром є вартість підтримки актуальності (Model Obsolescence), що особливо гостро проявляється у сценаріях з багаторівневою динамікою (Multi-order) або поступовим дрейфом даних (Data + Gradual*)*. Оскільки такі процеси знаходяться у стані перманентної зміни, моделі вимагають безперервного донавчання. Проте більшість існуючих методів детекції є контрольованими (supervised). Як зазначають (Pham et al., 2025), у реальному часі отримання розмітки є дорогим і непрактичним, а методи напівконтрольованого навчання (наприклад, CDSeer з pseudo-labels) все ще залежать від якості кластеризації, яка деградує при змішаних типах дрейфу.

Другим, фундаментальним методологічним бар'єром, є нездатність нейромереж розрізняти "нормальні" дані та аномальні зміни (Out-of-Distribution, OOD). Це стає критичним у сценарії *Structural + Sudden + Intra-trace*, коли зміна правил відбувається посеред виконання кейсу, породжуючи “гібридні” сліди. Як показують дослідження (Lee et al., 2018), у таких випадках класичні моделі (RNN/LSTM) продовжують генерувати прогнози на основі застарілих патернів, страждаючи від “надмірно впевнених помилок” (overconfident errors): система з високою ймовірністю рекомендує маршрут, який вже не є валідним, замість того, щоб сигналізувати про аномалію.

### Проблема “структурної сліпоти” (Structural Blindness) та динаміка графових потоків

Більше того, у сучасних умовах процес розглядається як потік графів (graph stream), що еволюціонує. Як зазначають (Malialis et al., 2024), відстеження змін у топології та зв'язках без "катастрофічного забування" (catastrophic forgetting) попередніх знань є відкритою проблемою для глибокого навчання. Це особливо критично в умовах мульти-рівневої динаміки (Multi-order Dynamics), коли нейромережа не здатна одночасно утримувати контекст глобальних правил та адаптуватися до локальних внутрішньо-трейсових (Intra-trace) відхилень. Існуючі методи оновлення прототипів та ембедінгів часто не встигають адаптуватися до швидких змін структури.

Існують спроби подолати цю “структурну сліпоту” шляхом візуалізації знань мережі. Зокрема, у роботі (Hanga et al., 2020) пропонується будувати графи безпосереднього слідування (DFG) на основі ймовірнісних прогнозів LSTM. Проте цей підхід має критичні обмеження в контексті OOD:

1. Пастка “надмірної впевненості” (Overconfidence Trap): Метод будує граф на основі вихідних ймовірностей Softmax. Оскільки Softmax схильний призначати високу ймовірність навіть аномальним даним, у разі структурного дрейфу граф візуалізує помилку моделі як “легітимний” перехід, вводячи аналітика в оману.
2. Залежність від ручного налаштування: Структура графа критично залежить від порогу ймовірності (), автоматичний підбір якого для OOD-ситуацій не вирішено.
3. Статичність: Отриманий граф є статичним зліпком знань після навчання.

Отже, ні статистичні методи порівняння розподілів (Bose et al., 2014), ні підходи візуальної детекції дрейфу, орієнтовані на human-in-the-loop аналіз (Sato et al., 2022; Yeshchenko et al., 2021) не вирішують проблему автоматичної детекції структурного дрейфу в умовах невизначеності без залучення експерта.

### Проблема якості даних та розрив надійності (Reliability Gap)

Третя проблема стосується якості вхідних даних та фундаментального обмеження індуктивного підходу. Більшість сучасних підходів ґрунтуються на індуктивному навчанні (“Garbage in, garbage out”). Як зазначає (Moder, 2024), низька якість логів (шум, пропуски) призводить до того, що моделі вивчають помилкові патерни (workarounds).

Це призводить до “індуктивного упередження” (Inductive Bias): алгоритми машинного навчання оптимізують функцію втрат на історичних даних, які є описовими (descriptive) і містять порушення, замість того, щоб слідувати нормативній (prescriptive) логіці бізнес-правил. У результаті виникає епістемологічний конфлікт: нейромережа легітимізує помилку, сприймаючи часте порушення регламенту як "нормальну поведінку".

Це створює “розрив надійності”(Reliability Gap): модель може демонструвати високу точність на історії, але бути непридатною для контролю відповідності (Compliance Checking), оскільки вона не має механізму звірки з нормативною моделлю. Більше того, навчання на таких "брудних" кореляціях без розуміння логіки процесу унеможливлює виявлення справжніх причин відхилень, що підводить нас до наступної критичної проблеми.

### Проблема відсутності каузальності та дієвості (Causality & Actionability Gap)

Четверта, і, можливо, найкритичніша проблема полягає у фундаментальній різниці між навчанням на основі кореляцій (Correlation-based Learning) та потребами управління процесами, яке вимагає каузального розуміння (Causal Understanding).

Парадокс ситуації полягає в тому, що каузальна логіка процесу часто вже формалізована у нормативних моделях (BPMN, мережі Петрі, DMN). Проте класичні нейромережеві архітектури ігнорують цю апріорну структурну інформацію, намагаючись відновити залежності виключно зі статистики подій. Це створює низку обмежень для систем підтримки прийняття рішень (Decision Support):

1. Неможливість контрфактуального мислення (Counterfactual Reasoning): Відповідно до ієрархії каузальності (Pearl & Mackenzie, 2018), класична нейромережа може відповісти на питання “Що станеться?”, але не здатна відповісти на питання “Чому це сталося?” або “Що сталося б, якби ми змінили умову X?”. Хоча мережі Петрі дозволяють моделювати такі сценарії через симуляцію токенів (Token Replay), нейромережі, що не інтегровані з ними, втрачають цю можливість аналізу кореневих причин (Root Cause Analysis). Наприклад, модель може виявити кореляцію між затримкою доставки та конкретним оператором, але не зможе визначити, чи є оператор причиною затримки, чи він просто отримує найскладніші замовлення (Dasht Bozorgi et al., 2023).
2. Відсутність дієвості (Lack of Actionability): Висока точність прогнозу не гарантує його корисності. Передбачення порушення SLA (Service Level Agreement) є марним, якщо система не може запропонувати конкретну стратегію втручання (Intervention Policy) для його уникнення. Існуючі моделі працюють у режимі “розірваного циклу” (Open-loop), надаючи пасивні прогнози, тоді як сучасний BPM потребує замкненого циклу управління (Closed-loop BPM), де система генерує керуючі впливи (Di Francescomarino & Ghidini, 2022).
3. Складність синтезу політик (Policy Synthesis): Нейромережі, навчені методом навчання з учителем (Supervised Learning), лише імітують історичну поведінку. Вони не здатні генерувати нові, оптимальні сценарії дій, які суперечать історичній статистиці, але є валідними згідно з нормативною моделлю процесу. Це обмежує їх застосування для оптимізації процесів, зводячи роль ШІ лише до автоматизації існуючої рутини, а не до її покращення.

## Методологічний базис та стан автоматизації життєвого циклу бізнес-процесів

Як було встановлено у попередньому підрозділі, фундаментальні обмеження штучних нейронних мереж виникають через їхню ізольованість від логіки виконання реальних процесів. Тому подолання цих бар'єрів вимагає не просто алгоритмічних покращень, а системного занурення в методологічний базис BPM.

Сучасні дослідження (Neu et al., 2022; Weinzierl et al., 2024a) підтверджують, що еволюція підходів рухається від описової аналітики (Descriptive) до приписової (Prescriptive), де система здатна самостійно адаптуватися та оптимізувати діяльність. Визнані роботи, зокрема (Dumas et al., 2018), заклали теоретичне підґрунтя життєвого циклу процесів, проте практична реалізація цих концепцій вимагає не лише інструментального забезпечення, а й узгоджених стратегічних рамок. Для розуміння того, на яких рівнях управління виникають описані вище бар'єри (дрейф, структурна сліпота), необхідно розглянути проєкцію існуючих ML-рішень на класичний життєвий цикл BPM. Це дозволить визначити місце розробленої методології в існуючому інформаційному ландшафті.

### Cтратегічні концепції автоматизації та розвитку бізнес-процесів

Стратегічні концепції розвитку бізнес-процесів становлять фундамент ефективного управління організацією в умовах динамічного середовища (Ould, 2005). Сучасний ландшафт BPM характеризується співіснуванням різнорідних підходів: від радикальних трансформацій (BPR) до гнучких адаптивних моделей (Dynamic BPM).

У межах цифрової трансформації посилилася інтеграція BPM із підходами, орієнтованими на дані та інтелектуальну аналітику, що проявилося у розвитку Data-Driven BPM, Predictive BPM та концепції Digital Twin of an Organization (DTO). Спільною рисою цих підходів є перехід від інтуїтивного управління до рішень, що ґрунтуються на об’єктивних даних, процесній аналітиці та прогностичних моделях (Dumas et al., 2018a; Weinzierl et al., 2024b).

Критичним елементом успішної інтеграції ML у ці стратегії є система метрик. Концепції Key Performance Indicators (KPI) та Objectives and Key Results (OKR) виконують роль методологічного мосту між бізнес-цілями та алгоритмами. Як зазначають (Doerr, 2018; Kaplan & Norton, 1992, 1996), вбудованість KPI/OKR у BPM-платформи забезпечує цілеспрямованість машинного навчання (Goal-oriented ML), дозволяючи моделям не просто передбачати абстрактні події, а оптимізувати конкретні бізнес-результати (Brocke et al., 2014).

Нижче розглянемо ключові парадигми, що визначають контекст застосування розробленої методології.

#### Радикальна трансформація

Business Process Reengineering (BPR) – це стратегія фундаментального переосмислення процесів, сформульована Майклом Хаммером. Її квінтесенція - *"Don't automate, obliterate"* ("Знищуй, не автоматизуй") - підкреслює орієнтацію на досягнення драматичних покращень (Hammer & Champy, 1999; Harmon, 2019).

На відміну від BPM, який фокусується на еволюційному управлінні життєвим циклом, BPR є інструментом "шокової терапії" для досягнення проривних результатів (Hammer & Champy, 1999; Harmon, 2019). Хоча пік популярності BPR минув через високі ризики та соціальний опір, у сучасних умовах штучний інтелект (ШІ) реанімує цю концепцію. ML дозволяє моделювати наслідки радикальних змін in silico (у віртуальному середовищі) до їх фізичного впровадження, знижуючи ризики трансформації (Dasht Bozorgi et al., 2023).

#### Гнучка адаптація

Відповіддю на ризики BPR стала концепція Динамічного управління (Dynamic BPM). Ця стратегія фокусується на гнучкості та здатності процесів змінюватися "на льоту" (run-time flexibility) у відповідь на зовнішні події (Ould, 2005). Впровадження ML у Dynamic BPM дозволяє створювати самоадаптивні системи (Self-adaptive systems), де маршрутизація кейсів змінюється автоматично на основі контексту, без зупинки процесу (Weinzierl et al., 2024a).

У цифрову епоху BPM еволюціонує від процедурно-орієнтованого моделювання до data-centric управління (Roeglinger et al., 2017). Фундаментом цієї трансформації стало використання журналів подій (event logs) як емпіричної основи для аналізу фактичного виконання процесів (W. van der Aalst, 2016). Подальший розвиток привів до формування напряму predictive process monitoring, у межах якого моделі прогнозують результати виконання кейсів на основі історичних даних (Teinemaa et al., 2019).

#### Проактивне управління

Вершиною еволюції управлінських підходів є перехід до проактивних моделей. Цифровий двійник організації (Digital Twin of an Organization, DTO) розглядається як інтеграційна архітектура, що поєднує процесне моделювання, аналітику та симуляцію для підтримки прийняття рішень (Kerremans, 2017; Park & Aalst, 2021). Фактично, DTO виступає архітектурною надбудовою над життєвим циклом BPM, яка реалізується через комбінацію Process Mining, симуляційних моделей та предиктивної аналітики, дозволяючи виконувати сценарний аналіз типу "what-if" та оцінювати наслідки управлінських втручань до їх фактичного впровадження.

Інструментом реалізації проактивності в DTO є Прогностичне управління (Predictive BPM). Це перехід від аналізу *post-mortem* (що сталося?) до аналізу *ex-ante* (що станеться?). Основна мета - ініціювати корегуючі дії (наприклад, перерозподіл ресурсів) ще до виникнення проблеми (порушення SLA). Успішність цього підходу критично залежить від інтерпретованості (XAI) та надійності прогнозів (Galanti et al., 2020; Weinzierl et al., 2024a).

Таблиця 1.2

Порівняльна таблиця концепцій управління бізнес-процесами та їх зв'язок з впровадженням ML

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Концепція | Управлінський фокус | Алгоритмічний потенціал | Методологічні обмеження |
| BPR | Радикальна реконфігурація | Можливість повної інтеграції ML у нову архітектуру | Високий рівень невизначеності, складність формалізації цілей |
| Dynamic BPM | Run-time адаптація | Підтримка online learning та контекстної маршрутизації | Високий рівень невизначеності, складність формалізації цілей |
| Data-Driven BPM | Емпірична аналітика | Process Mining, predictive monitoring | Залежність від історичних логів |
| DTO | Симуляційне управління | RL, what-if аналіз, policy testing | Висока обчислювальна складність |
| Predictive BPM | Проактивний контроль | Deep learning для SLA та time prediction | Чутливість до concept drift |

*1Джерело: сформовано автором на основі систематичних оглядів та аналітичних джерел, зокрема (Weinzierl et al., 2024b) (Abbasi et al., 2024b).*

Таким чином, кожна з розглянутих парадигм - від радикального BPR до адаптивного Predictive BPM - висуває свої вимоги до аналітичних інструментів. Реалізація цих концепцій на практиці неможлива без глибокої інтеграції математичного апарату безпосередньо в операційний контур управління. Тому для ідентифікації технологічних бар'єрів доцільно декомпозувати застосування методів машинного навчання відповідно до фаз життєвого циклу бізнес-процесу.

### Застосування методів ML в межах життєвого циклу BPM

Життєвий цикл управління бізнес-процесами (BPM Life Cycle) є фундаментальною інженерною моделлю, що описує ітеративний процес створення, виконання та вдосконалення операційних систем організації. У класичній інтерпретації (Dumas et al., 2018), цей цикл складається з шести взаємопов'язаних фаз, які формують замкнений контур управління зі зворотним зв'язком. З точки зору системного аналізу, кожна фаза виконує специфічну функцію обробки інформації: від отримання знань про систему (Discovery) до моніторингу її станів у реальному часі (Monitoring). Саме завдяки такій циклічній структурі, BPM може розглядатися не лише як управлінська практика, а й як кібернетична система, що підлягає алгоритмічній оптимізації.

A diagram of process processing

AI-generated content may be incorrect.

Рисунок 1.1 Життєвий цикл BPM1

1Джерело: (Dumas et al., 2018)

Хоча ця структура залишається концептуальною основою дисципліни, інтеграція технологій машинного навчання (ML) суттєво змінила інструментарій кожної фази. Як свідчать систематичні огляди (Weinzierl et al., 2024a), проникнення інтелектуальних технологій відбувається вкрай нерівномірно, формуючи своєрідні “острови автоматизації” та залишаючи значні методологічні розриви в цілісному контурі управління (див. Рисунок 1). Кількісний розподіл проаналізованих робіт демонструє чітку кореляцію між доступністю структурованих даних (Event Logs) та активністю застосування алгоритмів.

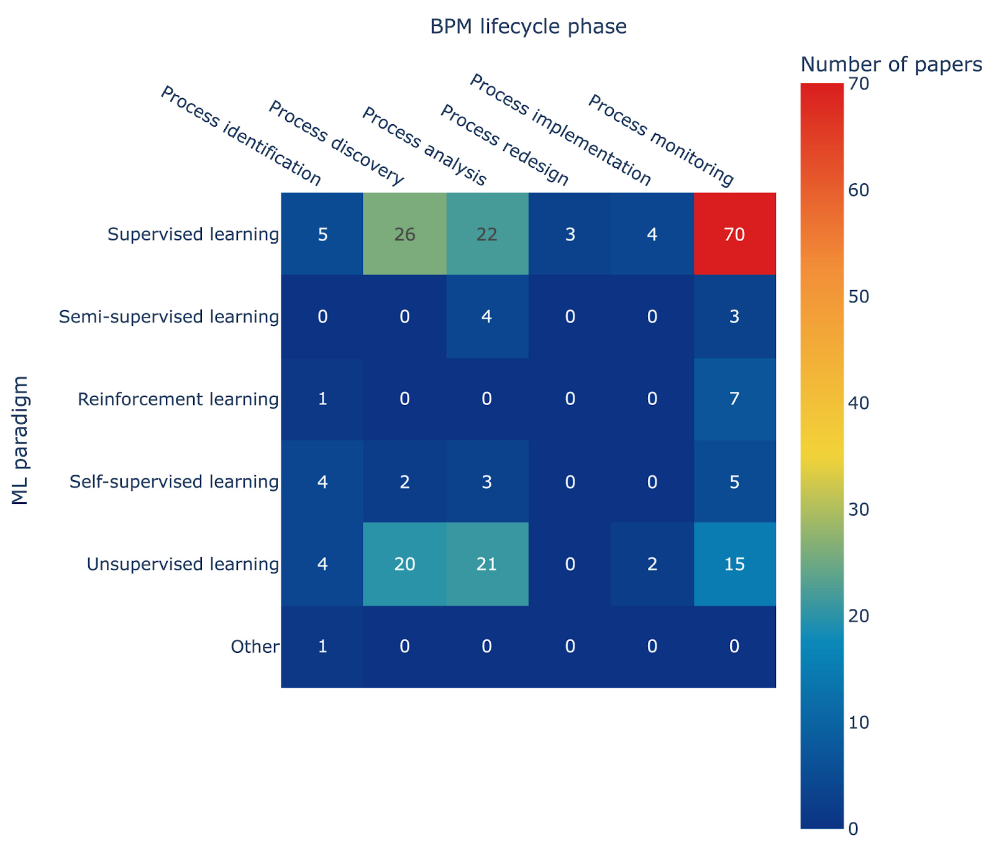


Рисунок 1.2 Розподіл дослідницьких підходів машинного навчання по фазах життєвого циклу BPM1

1Джерело: (Weinzierl et al., 2024b)

Початкова фаза **ідентифікації процесів (Process Identification)**, яка відповідає за визначення архітектури процесів та пріоритезацію завдань, історично спиралася на експертні судження та стратегічне бачення менеджменту (Dumas et al., 2018). Згідно з систематичним оглядом (Weinzierl et al., 2024a), застосування машинного навчання на цьому етапі залишається фрагментарним і обмеженим. Дослідження зосереджуються переважно на обробці неструктурованих даних: методи обробки природної мови (NLP) дозволяють автоматизувати аналіз нормативної документації, а методи комп'ютерного зору - оцифрування графічних моделей. Проте, через складність формалізації стратегічного контексту, алгоритми виконують лише допоміжну роль, не змінюючи суттєво природу прийняття рішень.

Натомість фаза **відкриття моделей (Process Discovery)** зазнала більшого впливу алгоритмічних підходів. Оскільки завданням етапу є відновлення моделі процесу з "сирих" журналів подій, тут домінують методи навчання без учителя (Unsupervised Learning) (Weinzierl et al., 2024a). Ключовим інструментом стали алгоритми кластеризації трейсів (Trace Clustering), які дозволяють розплутувати складні, неструктуровані процеси ("спагеті-моделі") шляхом групування схожих варіантів виконання. Однак, як зазначають (Taymouri et al., 2021), існуючі методи мають суттєве обмеження: вони здебільшого фокусуються на перспективі потоку управління (Control-Flow), ігноруючи дані та ресурси. Більше того, класичні алгоритми Discovery працюють у режимі post-mortem (офлайн), створюючи статичний "знімок" минулого, який втрачає актуальність при зміні бізнес-середовища, що робить їх недостатньо гнучкими для оперативного управління.

На етапі **аналізу процесів (Process Analysis)** також спостерігається значна кількість досліджень (Weinzierl et al., 2024a), тут фокус зміщується на діагностику та пошук причин неефективності. Машинне навчання трансформує підходи від простої візуалізації до автоматизованої детекції аномалій (Anomaly Detection). Використання методів класифікації та статистичного аналізу (Nassif et al., 2021) дозволяє виявляти девіації від регламенту та патерни шахрайства. Проте, аналогічно до фази відкриття, цей аналіз часто проводиться ретроспективно, що створює часовий лаг між виникненням проблеми та її діагностикою.

Найбільш критичний технологічний розрив спостерігається на фазах **редизайну (Process Redesign)** та **впровадження (Process Implementation)**. Згідно з аналізом літератури (Tsakalidis & Vergidis, 2023; Weinzierl et al., 2024a), ці етапи залишаються найменш охопленими дослідженнями у сфері ML. Автоматизація редизайну стикається з ризиком неконтрольованої зміни бізнес-логіки. Окремі надії покладаються на Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) для задач динамічного розподілу ресурсів та рекомендації “наступної найкращої дії” (Next Best Action). Проте широке впровадження RL обмежується складністю моделювання функцій винагороди (reward functions) у реальних бізнес-процесах та потребою у величезній кількості ітерацій, що часто можливо лише в симуляторах (Kunkler et al., 2024). Натомість, фаза впровадження (Process Implementation) залишається переважно інженерною задачею налаштування BPMS-систем, де стохастична природа ML часто вступає в конфлікт із жорсткими правилами детермінованих рушіїв виконання (Workflow Engines).

Радикально інша ситуація склалася у фазі **моніторингу та управління (Process Monitoring & Controlling)**. Цей етап став центром тяжіння наукових досліджень (Weinzierl et al., 2024a), де відбувся перехід до парадигми Predictive BPM. Як підтверджують огляди (Neu et al., 2022; Rama-Maneiro et al., 2022), архітектури глибокого навчання, стали стандартом де-факто для прогнозування результатів, часу та наступних подій. Дослідники масово фокусуються на цій фазі через доступність розмічених даних у журналах подій інформаційних систем та високу точність нейромережевих моделей на стабільних датасетах.

Однак така концентрація зусиль на предиктивному моніторингу при ігноруванні структурних змін створює ілюзію замкненості управлінського контуру. Сучасні прогностичні моделі, будучи високоефективними в стабільних умовах, виявляються критично вразливими до дрейфу концепцій (Concept Drift) - явища зміни статистичних властивостей процесу з часом (Sato et al., 2022). Оскільки моніторинг часто реалізується ізольовано від фаз відкриття та редизайну, система продовжує генерувати прогнози на основі застарілої логіки, не маючи механізмів адаптації структури моделі в реальному часі. Для вирішення цієї проблеми робляться спроби застосування Online Learning (наприклад, ADWIN) та Transfer Learning (Neu et al., 2022). Однак їх ефективність обмежується проблемою “катастрофічного забування” та складністю балансування між стабільністю моделі та її пластичністю до нових даних.

Таким чином, виникає фундаментальне протиріччя: за своєю природою життєвий цикл BPM є замкненою системою з безперервним зворотним зв'язком, проте сучасне застосування ML порушує цю цілісність через свою фрагментарність. Індустрія досягла значних успіхів у прогнозуванні параметрів (Process Monitoring), але фактично розімкнула контур управління, не забезпечивши автоматичного повернення керуючого впливу на структуру процесу. Цей розрив між здатністю передбачити проблему та відсутністю автоматизованих механізмів структурної адаптації (через динамічне відкриття або редизайн) є ключовим бар'єром на шляху до створення дійсно самокерованих процесних систем.

Варто зазначити, що впровадження Predictive BPM також стримується питаннями приватності та етики (GDPR), проте в рамках даного дослідження ми фокусуємося виключно на алгоритмічних аспектах надійності та адаптивності, залишаючи питання криптографічного захисту даних за межами роботи

## Висновки до першого розділу

У першому розділі здійснено комплексний аналіз теоретико-методологічних засад управління бізнес-процесами, що дозволило ідентифікувати фундаментальні методологічні бар'єри існуючих підходів до автоматизації.

На основі аналізу еволюції алгоритмічних підходів встановлено, що відбувається фундаментальний перехід від детермінованих систем, заснованих на жорстких правилах та експертних знаннях (Rule-based Systems), до імовірнісних моделей машинного навчання. Сучасний розвитку AI-Augmented BPM вимагає від інформаційних систем не лише автоматизації рутинних операцій, а й здатності до інтелектуальної підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності. Однак, просте накопичення даних без зміни архітектурних підходів вже не забезпечує необхідного приросту ефективності.

Дослідження проблематики використання штучних нейронних мереж виявило їх критичну вразливість у динамічних бізнес-середовищах. Головним бар'єром визначено нездатність стандартних архітектур глибокого навчання (Deep Learning) коректно обробляти дані, що виходять за межі навчального розподілу (Out-of-Distribution). Це призводить до ефекту “надмірної впевненості” (Overconfidence), коли модель генерує помилкові прогнози з високою ймовірністю, що є неприпустимим для критично важливих бізнес-процесів.

Встановлено, що концепція життєвого циклу BPM є природною рамкою для структурування ML-підходів. Проте їх систематизація в цій площині засвідчила суттєвий структурний дисбаланс. Індустрія сфокусована на предиктивному моніторингу (Supervised Learning), ігноруючи фази структурної адаптації (Discovery, Redesign). Спроби використання Reinforcement Learning та Online Learning поки що мають обмежену ефективність через складність моделювання середовища та проблему "катастрофічного забування". Це призводить до розімкнення кібернетичного контуру управління: система здатна прогнозувати інциденти, але не має механізмів для автоматичного реагування на структурні зміни процесу.

Синтез результатів аналізу дозволяє стверджувати, що існуючі методи машинного навчання є переважно Structure-Agnostic (байдужими до структури). Вони ефективно навчаються на статистичних кореляціях у плоских даних, але ігнорують складну топологію та причинно-наслідкові зв'язки, закладені в логіку бізнес-процесів. Саме це робить їх вразливими до дрейфу концепцій (Concept Drift).

Таким чином, для подолання виявлених обмежень необхідна розробка нової методології, яка поєднує структурну обізнаність (Structure-Awareness) з механізмами оцінки невизначеності. Це вимагає переходу від використання окремих алгоритмів до створення цілісної математичної моделі адаптивного управління, детальний аналіз сучасного стану яких та обґрунтування вибору базового математичного апарату будуть здійснені у наступному розділі.

# АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

## Стан досліджень методів ML у BPM

Як було встановлено у першому розділі, критичними бар'єрами впровадження інтелектуальних систем управління бізнес-процесами є, феномен дрейфу концепцій, проблема “структурної сліпоти” та розрив надійності прогнозів. Аналіз сучасної наукової літератури свідчить про значний інтерес дослідників до подолання цих викликів. Традиційно, огляди у цій предметній області [Weinzierl et al., 2024; Teinemaa et al., 2019] структурують методи за функціональним призначенням: прогностичний моніторинг (Predictive), прескриптивна аналітика (Prescriptive) або забезпечення пояснюваності (XAI).

Проте, фокус виключно на функціональних задачах не дозволяє повною мірою розкрити причини архітектурної неспроможності існуючих моделей в умовах структурної динаміки. Проблема полягає не в тому, *що* модель прогнозує (час, наступну подію чи відхилення), а в тому, *як* вона репрезентує вхідні дані про процес. Саме спосіб формалізації бізнес-процесу - як лінійної послідовності подій чи як складної топологічної структури - визначає межі застосовності методу та його стійкість до дрейфу.

З огляду на це, у даному розділі здійснено відхід від класифікації за бізнес-задачами на користь системного аналізу класів алгоритмів. Такий підхід дозволяє виявити не лише прикладні обмеження, але й фундаментальні архітектурні передумови еволюції моделей у змінному середовищі. Ми розглянемо еволюцію методів машинного навчання в BPM через призму їхньої здатності сприймати структуру процесу: від “структурно-агностичних” (Structure-Agnostic) послідовних моделей до сучасних графових архітектур (Structure-Aware). Це дозволить виявити специфічні обмеження кожного класу, що залишають невирішеною проблему надійної інтеграції ML з нормативними моделями процесів.

Формування сучасної парадигми BPM відбувалося через перехід від статичного моделювання до аналізу реальної поведінки систем. Цей напрям, закладений у фундаментальних працях **W. van der Aalst, M. Dumas та M. La Rosa**, сформував базис для data-centric підходу, де лог подій стає основним джерелом знань про процес. Розвиваючи цю парадигму в бік врахування ресурсної складності, у працях **В.М. Левикіна** обґрунтовано методи прецедентного управління (Case-Based Management) наскрізними бізнес-процесами в умовах динамічного розподілу ресурсів

Паралельно з аналізом даних розвивався вектор досліджень, спрямований на посилення нормативного аспекту управління через декларативні моделі та контроль відповідності (Conformance Checking), що детально висвітлено у роботах **F. M. Maggi** та **L. García-Bañuelos**. Концептуально близькими до цього напряму є дослідження **С.Ф. Чалого**, де на основі темпоральних логік розвивається підхід до виявлення каузальних зв'язків (Causality Gap). Це дозволяє розширити класичний Conformance Checking можливістю не просто фіксувати відхилення, а й пояснювати їхні причини через порушення глибинних причинно-наслідкових обмежень.

Еволюційний перехід до прогностичного моніторингу (Predictive Monitoring) став точкою входу глибокого навчання у BPM. Дослідники **M. Camargo, N. Tax та I. Verenich** першими адаптували LSTM-мережі для прогнозування подій, розглядаючи бізнес-процес як часовий ряд. Це дозволило перейти від простої описової аналітики до побудови прогностичних моделей, здатних передбачати майбутні події на основі історичних трендів.

Завершують архітектурний ландшафт сучасних інтелектуальних систем питання надійності, адаптації та семантичної інтероперабельності. Аспекти безпеки (Trustworthy AI) та ризик-менеджменту досліджуються у працях **R. Matulevičius** та **P. Laud**, тоді як методи еволюційної оптимізації та адаптації систем підтримки прийняття рішень представлені у роботах **М.М. Корабльова** та **В.Є. Снитюка**. Фундаментальні ж засади інженерії знань та побудови онтологічних систем, викладені у працях **В.В. Литвина** та **В.В. Пасічника**, створюють необхідне методологічне підґрунтя для переходу від простих логів до семантично збагачених графів знань (Knowledge Graphs), що стає ключовим трендом у подоланні обмежень існуючих підходів.

Такий інтегрований аналіз показує, що хоча окремі компоненти (прогнозування, каузальний аналіз, онтологічне моделювання) глибоко опрацьовані, більшість підходів розглядають їх ізольовано. Незважаючи на значний прогрес як у сфері глибокого навчання, так і в напрямі формальних методів системного аналізу, ці напрями часто розвиваються паралельно, без достатньої інтеграції структурної репрезентації та імовірнісного прогнозування.

### Послідовні та Трансформерні архітектури (Sequence & Attention-based Models)

Перший етап впровадження методів глибокого навчання (Deep Learning) у сферу управління бізнес-процесами характеризується застосуванням архітектур, запозичених з обробки природної мови (NLP). В основі цього підходу лежить гіпотеза про те, що слід виконання процесу (trace) є аналогом речення, де окремі події відповідають словам, а їх часова послідовність визначає семантику виконання.

Фундаментальним проривом у цій області стала адаптація рекурентних нейронних мереж (RNN), зокрема мереж довгої короткострокової пам'яті (LSTM). Як зазначається у роботі (Tax et al., 2017), LSTM-мережі здатні утримувати контекст довгострокових залежностей завдяки механізму внутрішніх станів, що дозволило значно підвищити точність прогнозування наступної активності та часу завершення кейсу порівняно з марковськими моделями. Масштабні бенчмаркінгові дослідження, проведені (Teinemaa et al., 2019) та (Rama-Maneiro et al., 2022), підтвердили, що LSTM-архітектури залишаються домінуючим підходом для процесів зі стабільною структурою. Подальший розвиток цього напряму, відображений у систематичних оглядах (Neu et al., 2022), включав використання автоенкодерів (Autoencoders) для зменшення розмірності ознакового простору подій.

Обмеженість рекурентних мереж у паралелізації обчислень та обробці наддовгих послідовностей зумовила перехід до архітектур на основі механізму уваги (Self-Attention), вперше представленого (Vaswani et al., 2017). У контексті Process Mining це трансформувалося у створення спеціалізованих моделей, здатних фокусуватися на найбільш релевантних подіях в історії кейсу, ігноруючи шум. Згідно з дослідженням (Rivera-Lazo et al., 2023), застосування трансформерів не лише підвищує точність, а й відкриває додаткові можливості для інтерпретації через аналіз ваг уваги (Explainability) моделей, оскільки ваги уваги (Attention Weights) дозволяють візуалізувати вплив попередніх кроків на поточний прогноз.

Окремим, поки що експериментальним вектором досліджень 2024–2025 років є спроби адаптації великих мовних моделей (LLM) для семантичного збагачення аналізу процесів. У роботах (Vidgof et al., 2023) та (Kampik et al., 2024) розглядається потенціал LLM для обробки неструктурованих даних (текстових коментарів, регламентів). Водночас автори наголошують, що інтеграція генеративних моделей у контур управління процесами наразі носить переважно концептуальний характер, стикаючись із невирішеними проблемами надійності (галюцинації) та відсутності гарантій відповідності формальним моделям.

Широке розповсюдження послідовних архітектур підтверджується їх активним застосуванням у суміжних доменах. Зокрема, питання виявлення моментів деградації моделей та необхідності їх повторного навчання розглядаються в контексті інженерії програмного забезпечення (Pham et al., 2025) , що є методологічно релевантним для задач дрейфу концепцій у BPM. Галузеві аспекти адаптації алгоритмів прогнозування в умовах підвищеної невизначеності аналізуються також у прикладних дослідженнях ризик-менеджменту (Poplavskyi, 2024), що свідчить про універсальність індуктивного підходу для часових послідовностей. Загальні питання оптимізації нейромережевих архітектур, включаючи методи пошуку гіперпараметрів та прискорення збіжності, систематизовано в сучасних оглядових роботах (Abdulkadirov et al., 2023) та (Albahadily et al., 2023).

Незважаючи на широку популярність та високу точність у стандартних бенчмарках, підхід до моделювання бізнес-процесу як одновимірної послідовності має концептуальний недолік, який у сучасній літературі визначається як “структурна сліпота” (Structural Blindness).

Фундаментальна проблема полягає у необхідності лінеаризації подій перед подачею їх на вхід нейронної мережі. Як зазначає (W. van der Aalst, 2016), реальні бізнес-процеси часто містять складні конструкції потоку управління, такі як паралельне виконання задач (AND-split/join) та цикли. При перетворенні частково впорядкованого графа виконання у лінійну послідовність (trace) інформація про паралелізм втрачається, а модель змушена вивчати хибні причинно-наслідкові зв’язки між подіями, які насправді є незалежними. Це призводить до зниження якості прогнозування в умовах високої варіабельності процесу.

Крім того, традиційні методи розглядають процес виключно у розрізі одного ідентифікатора кейсу (Case ID), що є значним спрощенням реальності. Ця проблема набуває особливої гостроти в контексті управління наскрізними процесами (End-to-End). Як показано в роботі (Levykin et al., 2025), сучасні підприємства стикаються з проблемою неузгодженості між організаційною структурою та логікою бізнес-процесів, що використовують спільні ресурси. Автори доводять, що просте відстеження послідовності подій є недостатнім для вирішення ресурсних конфліктів, і обґрунтовують необхідність переходу до прецедентного управління (Case-Based Management). Такий підхід дозволяє динамічно адаптувати виконання процесу до поточного стану ресурсів, що неможливо реалізувати в межах жорстких послідовних моделей (Sequence-based models).

Згідно з новітньою концепцією Object-Centric Process Mining, обґрунтованою у праці (W. Aalst, 2023), сучасні інформаційні системи (ERP, CRM) оперують множиною взаємопов'язаних об'єктів (наприклад, замовлення, накладна, доставка), життєві цикли яких перетинаються. Ігнорування цієї об'єктної складності та зведення багатовимірної взаємодії до плоского вектора суттєво обмежує застосовність послідовних архітектур для моделювання складних логістичних та виробничих систем, де критично важливим є врахування топології зв'язків між сутностями.

Саме необхідність подолання цих обмежень зумовила еволюційний перехід до структурно-орієнтованих (графових) методів, які будуть детально проаналізовані в наступному підрозділі.

### Графові та структурно-орієнтовані моделі (Structure-Aware Models)

Усвідомлення обмеженості послідовних архітектур спонукало наукову спільноту до пошуку методів, здатних безпосередньо працювати з неевклідовою структурою даних, зберігаючи топологічні зв'язки між сутностями. Другий етап еволюції методів інтелектуального аналізу процесів характеризується переходом до структурно-орієнтованих моделей, де бізнес-процес розглядається як граф, а не як лінійна послідовність.

Фундаментальним інструментом цього підходу стали графові нейронні мережі (GNN), які узагальнюють операцію згортки на довільні графи. На відміну від LSTM, де інформація передається лише в одному вимірі (часі), GNN використовують механізм передачі повідомлень (Message Passing), що дозволяє кожному вузлу агрегувати інформацію від своїх сусідів. Як показують дослідження у сфері prescriptive monitoring (Weinzierl et al., 2020), рекомендація наступних дій потребує врахування ширшого контексту виконання процесу, що стимулює перехід до більш структурно-орієнтованих представлень даних. При цьому слід розрізняти навчання *на графах* та використання графів для *інтерпретації*. Так, дослідження. Дослідження (Hanga et al., 2020) демонструють ефективність графових візуалізацій (зокрема, DFG) для пояснення прихованих станів рекурентних мереж, що частково вирішує проблему “чорної скриньки”. Однак, на відміну від цього підходу, GNN використовують структуру процесу безпосередньо як вхідні дані для навчання, а не лише як засіб візуалізації результатів.

Найвагомішим аргументом на користь переходу до графових архітектур є зміна самої парадигми представлення даних у BPM. Традиційні методи базуються на понятті "Case ID", що є штучним спрощенням реальності. У фундаментальній праці (W. Aalst, 2023) "Object-Centric Process Mining" доведено, що реальні операційні процеси є об'єктно-центричними: одна подія може одночасно стосуватися багатьох об'єктів (наприклад, "Замовлення", "Товар", "Клієнт", "Доставка"). Такі дані природним чином утворюють об'єктний граф (Object Graph), де вузлами є події та об'єкти, а ребрами - семантичні зв'язки між ними. (Ghahfarokhi et al., 2021) у роботі над стандартом OCEL (Object-Centric Event Logs) зазначають, що лінеаризація таких структур (зведення до послідовності) призводить до втрати критичної інформації про взаємодію об'єктів (“problem of convergence and divergence”). Відтак, створює вагомі передумови для використання GNN для коректного моделювання складних логістичних та виробничих систем.

Графові підходи демонструють значну перевагу і в задачах виявлення аномалій (Anomaly Detection). У вичерпному огляді (Ma et al., 2021) зазначено, що в суміжних доменах, таких як кібербезпека та фінансовий моніторинг, методи глибокого навчання на графах (зокрема, Graph Autoencoders та GCN) стали стандартом де-факто для виявлення підозрілих патернів. На відміну від статистичних методів, які аналізують відхилення окремих атрибутів, GNN здатні виявляти структурні аномалії - неприпустимі підграфи або цикли, що виникають внаслідок порушення регламенту або дрейфу процесу. Це дозволяє ідентифікувати складні схеми шахрайства або помилок, які залишаються невидимими для традиційних Sequence-based моделей.

Широкий потенціал структурно-орієнтованого підходу підтверджується сплеском інтересу до графових моделей у суміжних наукових напрямах. Аналіз дисертаційних досліджень та публікацій молодих вчених свідчить про те, що графові формалізми стають універсальною мовою для опису складних систем.

Зокрема, у вітчизняному науковому просторі (Львівської політехніки) проблематика побудови інтелектуальних систем прийняття рішень на основі онтологічних мереж ґрунтовно досліджена в дисертаційній роботі (Карпов, 2023). Автор пропонує використовувати графові структури (онтології) для інтеграції різнорідних даних та формалізації знань у слабоструктурованих предметних областях. Хоча робота фокусується на задачах системного аналізу, запропоновані принципи семантичної зв’язності є методологічним підґрунтям для розробки Process Knowledge Graphs - графів знань, що описують контекст виконання бізнес-процесів, долаючи розрив між даними логів та експертними знаннями.

На глобальному рівні спектр застосування GNN виходить далеко за межі класичних задач класифікації. Згідно з оглядом (Jin et al., 2024), просторово-часові графові нейронні мережі (Spatio-Temporal GNNs) демонструють SOTA-результати (State-of-the-Art) у задачах прогнозування трафіку та поведінки динамічних систем. У роботах (Tsiutsiura & Kovalenko, 2024) досліджується застосування ML-алгоритмів для виявлення аномалій, що підтверджує актуальність переходу від статистичних до інтелектуальних методів моніторингу.

Важливим напрямом є також задача передбачення зв’язків (Link Prediction), яка в контексті BPM трансформується у задачу рекомендації наступного виконавця або ресурсу. Як показано у сучасних навчальних курсах та дослідницьких матеріалах (Leskovec, 2023), сучасні методи на кшталт Node2Vec та GraphSAGE дозволяють ефективно вирішувати ці задачі, навчаючись безпосередньо на структурних властивостях графа без необхідності ручного конструювання ознак. Знаковим етапом цього розвитку стала архітектура GraphSAGE (Hamilton et al., 2017), яка зарекомендувала себе як одна з перших широко застосованих індуктивних моделей. На відміну від класичних підходів, що навчають фіксовані ембедінги для відомих вузлів, цей метод вивчає універсальні функції агрегації контексту від локального оточення. Такий підхід є критично важливим для моніторингу бізнес-процесів у реальному часі, оскільки він забезпечує здатність моделі до генералізації на нові, раніше не бачені екземпляри процесів або нові типи активностей, що з'являються внаслідок змін регламентів, закладаючи тим самим основу для вирішення проблеми структурного дрейфу без необхідності постійного перенавчання моделі.

Попри теоретичну перевагу, імплементація GNN у реальних системах BPM стикається з рядом викликів. По-перше, як зазначають (Venugopal et al., 2021), навчання GNN на великих динамічних графах вимагає значних обчислювальних ресурсів, що ускладнює онлайн-моніторинг. По-друге, більшість класичних GNN-архітектур (GCN, GraphSAGE) розроблені для статичних графів. Бізнес-процеси ж є динамічними структурами, що еволюціонують у часі (Temporal Graphs). Це створює розрив між наявним математичним апаратом та природою дрейфуючих процесів, що вимагає розробки спеціалізованих адаптивних методів.

Варто зазначити, що у загальній теорії глибокого навчання ця проблема активно вирішується: архітектури Temporal Graph Networks (TGN), представлені у роботі(Rossi et al., 2020), та підходи на кшталт EvolveGCN (Pareja et al., 2020) пропонують механізми оновлення параметрів і представлень вузлів у відповідь на появу нових зв’язків та подій у часі. Такі моделі ефективно працюють з еволюціонуючими графами в доменах соціальних мереж або рекомендаційних систем. Проте їх безпосередня інтеграція у задачі BPM залишається обмеженою. На відміну від типових динамічних графів, бізнес-процеси характеризуються наявністю циклів, паралельних гілок виконання та жорстких нормативних обмежень, що задаються формальними моделями (BPMN, Petri Nets). У цьому контексті виникає потреба не лише у врахуванні часової еволюції структури, але й у моделюванні семантики змін (semantic drift), пов’язаної з трансформацією бізнес-логіки. Це формує методологічний розрив між наявним математичним апаратом динамічних графових моделей та вимогами прикладного процесного моніторингу.

Незважаючи на високу точність графових нейронних мереж, їхнім суттєвим недоліком залишається низька інтерпретованість (Black Box problem), що ускладнює їх впровадження у відповідальні бізнес-процеси. Вагомий внесок у вирішення цієї проблеми зроблено в роботах (Chalyi & Leshchynskyi, 2024b), де запропоновано методологію побудови процесно-орієнтованих пояснень в інтелектуальних системах. Авторський підхід базується на інтеграції темпоральних залежностей та контексту виконання, що дозволяє формувати пояснення, узгоджені зі структурою бізнес-процесу, а не лише з параметрами моделі.

### Адаптивні та Імовірнісні підходи (Adaptive & Probabilistic Approaches)

Якщо попередні класи моделей фокусувалися на способі репрезентації процесу (як послідовності або графа), то третій вектор досліджень спрямований на вирішення проблеми динаміки та невизначеності. Бізнес-процеси не є статичними системами; вони функціонують у нестаціонарному середовищі, де постійно змінюються правила, ресурси та зовнішні умови. Це вимагає від інтелектуальних систем здатності не лише прогнозувати, а й адаптуватися до змін (Concept Drift) та критично оцінювати надійність власних прогнозів.

Традиційний підхід до виявлення змін у процесах, систематизований у роботах (Bose et al., 2014) та огляді (Sato et al., 2022), базується на статистичному порівнянні розподілів ознак у ковзних вікнах (Adaptive Windowing) або використанні статистичних тестів (наприклад, ADWIN). Хоча ці методи, застосовані та адаптовані до задач Process Mining в работах (Ostovar et al., 2016), дозволяють фіксувати факт зміни, вони залишаються переважно реактивними - здебільшого спрацьовують після статистично значущого накопичення змін, коли точність моделі вже суттєво знизилася. Сучасні дослідження, зокрема робота (Pham et al., 2025), вказують на необхідність переходу до проактивних методів, де система моніторить не лише помилку прогнозу, а й зміни у внутрішніх репрезентаціях даних, що дозволяє виявляти зміну концепту (drifting concepts) до моменту настання критичних збоїв.

У цьому контексті важливим є також врахування підходів до моделювання складних нелінійних систем, розвинених у вітчизняній науці. Зокрема, у роботах (Гнатієнко et al., 2024) запропоновано методи мультифакторного аналізу та нейронних мереж, які дозволяють виявляти приховані залежності в умовах невизначеності. Хоча ці підходи первинно розроблені для прогнозування врожайності, запропоновані принципи врахування впливу екзогенних факторів є концептуально релевантними для задач BPM, де зовнішній контекст часто виступає драйвером змін.

Окрім врахування зовнішніх факторів, критичним аспектом адаптивності є здатність системи розрізняти кореляцію та причинність. У цьому напрямку важливими є дослідження (Chalyi & Leshchynskyi, 2024a), присвячені каузальному моделюванню пояснень. Запропонована авторами узагальнена модель об'єднує причинно-наслідкову та цільову (Target) складові, що дозволяє системі не просто адаптуватися до змін даних, а й інтерпретувати їх як наслідок цілеспрямованих керуючих впливів або змін у середовищі.

Фундаментальною проблемою класичних нейронних мереж (як LSTM, так і GNN) є їхня детермінованість та схильність до “надмірної впевненості” (Overconfidence). Стандартний Softmax-класифікатор часто присвоює високу ймовірність класам навіть для вхідних даних, які є аномальними або лежать поза межами навчальної вибірки (Out-of-Distribution). Вирішення цієї проблеми запропоновано у ключовій роботі (Gal & Ghahramani, 2016), де доведено, що використання методу Dropout під час інференсу (Monte Carlo Dropout) є математичним еквівалентом байєсівського наближення гауссівських процесів.

Інтеграція байєсівських підходів у BPM відкриває можливість переходу від детермінованих прогнозів до ймовірнісних оцінок, що дозволяє кількісно оцінювати епістемічну невизначеність. У практичному вимірі це означає здатність системи сигналізувати про вихід даних за межі навчального розподілу (Out-of-Distribution) замість формування надмірно впевненого помилкового прогнозу.

На перетині структурного та адаптивного підходів знаходяться новітні методи класифікації графових потоків (Graph Stream Classification). Як показано в роботах (Malialis et al., 2024), поєднання інкрементального навчання (Incremental Learning) з графовими ембедінгами дозволяє моделі адаптуватися до змін у топології графа в режимі реального часу. Це є критично важливим для BPM, оскільки структурний дрейф часто проявляється саме у зміні зв'язків між активностями (новий шлях у графі), а не лише у зміні атрибутів подій.

Попри значний прогрес, у поточній літературі спостерігається концептуальний розрив між методами машинного навчання та специфікою управління процесами. Існуючі підходи до оцінки невизначеності (Uncertainty Quantification) переважно адаптовані для неструктурованих даних (зображення, тексти) і рідко застосовуються до логів подій. З іншого боку, методи Graph ML фокусуються на вивченні статичної топології, часто ігноруючи еволюцію структури в часі. У поточному стані літератури відсутня інтегрована методологія, що одночасно поєднує графову репрезентацію процесу (для глибокого розуміння контексту) з імовірнісною оцінкою надійності прогнозу (для проактивної детекції структурного дрейфу). Саме вирішення проблеми надійної ідентифікації змін у складних топологіях є ключовим викликом, на який спрямоване дане дослідження.

## Еволюція методів формалізації структури бізнес-процесів

Як показав аналіз існуючих методів машинного навчання, ключовим бар'єром їхньої ефективності у сфері управління процесами є проблема репрезентації: найскладніша нейромережева архітектура не здатна коректно моделювати причинно-наслідкові зв'язки, якщо вони нівельовані на етапі підготовки та лінеаризації даних. Таким чином, прогностична здатність будь-якої інтелектуальної моделі фундаментально обмежується інформаційною ємністю обраної формалізації та її здатністю відображати реальну топологію процесу. У цьому зв'язку виникає необхідність системного перегляду структур даних, якими оперують BPM-системи. Даний підрозділ присвячено критичному аналізу еволюції способів подання бізнес-процесів - від плоских подієвих логів до семантично збагачених графів знань (Knowledge Graphs) - з метою обґрунтування інформаційного базису, необхідного для подолання ідентифікованих раніше онтологічних та структурних розривів.

### Топологічна невідповідність сіткових та послідовних моделей

Історично перші спроби імплементації глибокого навчання в домені управління бізнес-процесами базувалися на прямій адаптації архітектур із суміжних галузей (Computer Vision, NLP). Як зазначається у систематичних оглядах (Neu et al., 2022) та (Rama-Maneiro et al., 2022), ці методи можна класифікувати за способом кодування вхідних даних на підходи, що базуються на зображеннях (Image-based) та послідовностях (Sequence-based).

Одним із перших напрямів стала спроба візуальної репрезентації логів подій для застосування згорткових нейронних мереж (CNN). У роботах (Pasquadibisceglie et al., 2019) пропонувалося кодувати історію виконання кейсів у вигляді двовимірних матриць (зображень), де одна вісь відповідала часовим міткам, а інша - типам активностей. Це дозволяло використовувати потужний математичний апарат згортки для пошуку локальних патернів. Проте, такий підхід страждає від критичної топологічної невідповідності. У зображенні поняття “сусіди” (пікселі зліва, справа, зверху, знизу) має чіткий просторовий зміст, що зберігається при зсувах. У бізнес-процесі ж просторова близькість на такій штучній “картинці” не обов'язково означає логічний зв'язок. Наприклад, дві події можуть бути сусідами у матриці лише тому, що вони сталися в одну хвилину, хоча належати до абсолютно різних, непов'язаних гілок процесу. Відтак, CNN витрачає обчислювальний ресурс на вивчення геометричних патернів, які не мають семантичного навантаження в реальному процесі, ігноруючи при цьому довгострокові каузальні залежності, що можуть бути рознесені у “просторі” зображення.

Звісно, теоретично можливо розробляти складніші алгоритми мапінгу (наприклад, перевпорядковуючи осі або використовуючи спеціальні проекції), намагаючись штучно “наблизити” пов'язані події на зображенні. Проте, як фундаментально обґрунтовано в теорії геометричного глибокого навчання(Bronstein et al., 2016), такий підхід є спробою подолання невідповідності індуктивного упередження (Inductive Bias) архітектури. Будь-яка примусова проекція графової структури на евклідів простір 2D-решітки неминуче призводить до метричних спотворень: виграш у локальній зв'язності в одній частині зображення автоматично призводить до критичних розривів глобальних часових зв'язків в іншій. Таким чином, дослідник змушений компенсувати артефакти, породжені обраною формалізацією, що відволікає від безпосереднього вирішення задач управління процесом.

Більш поширеним, проте не менш проблематичним, став підхід, заснований на аналогії з обробкою тексту, де траса процесу розглядається як речення, а окремі події - як слова. Цей напрям, започаткований у роботах (Tax et al., 2017) та розвинений у дослідженнях (Evermann et al., 2017) та (Camargo et al., 2019), дозволив ефективно застосувати рекурентні мережі (LSTM) та трансформери. Однак фундаментальним обмеженням тут виступає проблема лінеаризації паралелізму (Concurrency Linearization). Реальні бізнес-процеси, на відміну від мовлення чи тексту, не є суворо послідовними; вони містять паралельні шлюзи (AND-splits/joins), де кілька активностей виконуються одночасно або незалежно одна від одної.

При записі таких структур у послідовний лог (Trace) відбувається примусове впорядкування: паралельні події і можуть бути записані як послідовність або залежно від випадкових факторів (наприклад, мілісекундної різниці у часі запису в базу даних). Для LSTM-моделі це виглядає як два різні патерни поведінки, хоча з точки зору логіки процесу - це один і той самий стан. Це змушує нейронну мережу вивчати хибні кореляції (spurious correlations), намагаючись передбачити порядок там, де його не існує. В умовах високого паралелізму кількість варіантів перестановок зростає факторіально, що призводить до експоненційного зростання обсягу даних, необхідного для покриття всіх можливих лінеаризацій одного й того ж процесу.

A diagram of a diagram

AI-generated content may be incorrect.

Рисунок 2.1 - Втрата структурної інформації при лінеаризації паралельних процесів

Таким чином, використання сіткових (Grid-based) та послідовних (Sequence-based) моделей призводить до втрати критичної структурної інформації. Модель “бачить” лише проекцію складного багатовимірного об'єкта на площину або лінію, що робить її вразливою до структурного дрейфу: найменша зміна в порядку виконання паралельних задач може бути сприйнята лінійною моделлю як аномалія, хоча топологічно процес залишається коректним. Це обґрунтовує необхідність переходу до нативних способів репрезентації, здатних природним чином відображати паралелізм та ієрархічні зв'язки - графових моделей.

### Еволюція Графів у BPM

Усвідомлення обмеженості послідовних моделей призвело до зміни парадигми репрезентації даних. Проте, сам факт використання графа не гарантує збереження повної інформації про процес. Критичним є не наявність ребер та вершин, а рівень формалізації відношень між ними.

У даному дослідженні пропонується класифікувати еволюцію графових методів за трьома рівнями семантичної насиченості: від суто синтаксичних структур (Control-Flow) до семантичних графів знань (Knowledge-Enriched Graphs).

#### Синтаксичний рівень (Control-Flow Abstractions)

Еволюція графових методів у BPM розпочалася з синтаксичного рівня, де граф розглядається виключно як структура переходів між активностями. Домінуючою моделлю тут виступає граф безпосереднього слідування (Directly-Follows Graph, DFG), який, згідно з визначенням у фундаментальній монографії (W. van der Aalst, 2016), автоматично генерується з логів подій шляхом агрегації пар послідовних активностей . Формально DFG можна визначити як структуру **,** де відношення безпосереднього слідуванняу журналізадається умовою**:**

У такій моделі вершини відповідають унікальним типам подій, а зважені ребра відображають частоту переходів між ними. Фундаментальним обмеженням DFG є його марковська природа: як зазначають (Leontjeva et al., 2015), модель фіксує лише ймовірність переходу від поточного стану до наступного, повністю втрачаючи інформацію про попередню історію виконання кейса (long-term dependencies). Це призводить до надмірного узагальнення (Overgeneralization), коли різні за логікою, але схожі за локальною послідовністю процеси зливаються в одну структуру, що ускладнює розрізнення контекстуальних варіацій.

Альтернативою агрегованим моделям є графи екземплярів (Instance Graphs, IG), які будуються окремо для кожного кейса, зберігаючи точну послідовність виконання та часові мітки. Такий підхід, описаний у роботах (Fahland, 2022) в контексті багатовимірних процесів, дозволяє уникнути втрати інформації, притаманної агрегації. Проте, критичним недоліком IG є їхня ізольованість: модель бачить набір розрізнених структур, що ускладнює виявлення загальних закономірностей або залежностей від ресурсів, які є спільними для багатьох екземплярів процесу. Спільним недоліком усіх синтаксичних абстракцій є фокус виключно на потоці управління (Control-Flow). Як підкреслюють (de Leoni & Aalst, 2013), такі графи ігнорують атрибутивний контекст даних, ролі виконавців та бізнес-правила, що визначають логіку переходів, залишаючи модель “сліпою” до причинно-наслідкових зв'язків, які лежать поза межами простої часової послідовності.

A diagram of a diagram

AI-generated content may be incorrect.

Рисунок 2.2 Формування синтаксичних графових абстракцій (DFG та IG) з журналу подій

#### Об’єктно-центричний рівень (Relational Topology)

Наступним етапом еволюції формалізації став перехід від “пласких” подій до моделювання складної взаємодії сутностей. Цей зсув парадигми був зумовлений неспроможністю класичних графових моделей (DFG, Petri Nets) адекватно відображати реальні бізнес-сценарії, де одна подія стосується багатьох об'єктів одночасно (one-to-many relations). Як зазначено у фундаментальній роботі (W. van der Aalst, 2016), традиційні методи страждають від проблем конвергенції та дивергенції (Convergence and Divergence problems): при спробі "розплющити" дані про замовлення, товари та доставку в одну таблицю відбувається вимушене дублювання записів, що спотворює статистику процесу та призводить до створення оманливих моделей ("Spaghetti models").

Вирішенням цієї проблеми стала розробка стандарту OCEL (Object-Centric Event Logs), представленого (Ghahfarokhi et al., 2021). Впровадження цього стандарту уможливило побудову об’єктно-центричних графів процесів (Object-Centric Process Graphs, OCPG). У такій топології вершинами виступають не лише події, а й самі об'єкти (наприклад, “Замовлення №1”, “Товар А”, “Клієнт Б”), а ребра відображають семантичні зв'язки між ними. Це перетворює граф із одновимірного ланцюжка на багатовимірну реляційну структуру, здатну коректно моделювати взаємодію ресурсів без втрати інформації.

Проте, незважаючи на структурну перевагу, OCPG залишається переважно дескриптивною (описовою) моделлю. Вона фіксує *факт* взаємодії сутностей, але не містить інформації про нормативні обмеження, що цю взаємодію регулюють. Граф показує, *хто* і *що* зробив, але не пояснює, *чи мав* виконавець повноваження на цю дію, та які бізнес-правила (Business Rules) визначали логіку прийняття рішення. Відтак, модель залишається “німою” щодо причинно-наслідкових зв'язків, які лежать у площині організаційного контексту, а не простої реєстрації подій.

A screenshot of a diagram

AI-generated content may be incorrect.

Рисунок 2.3 Вирішення проблеми дублювання даних (Convergence/Divergence) при переході до об’єктно-центричного графа

#### Семантичний рівень: від логів до графів знань (Knowledge Graphs)

У сучасних організаціях бізнес-процеси постійно зазнають дрейфу: моделі змінюються під впливом регуляторних вимог, трансформацій бізнес-стратегії чи змін у структурі компанії. Як наголошує (W. M. P. van der Aalst, 2014), процеси відображають реальну поведінку організацій, проте між нормативною моделлю і фактичним виконанням завжди існує розрив, що знижує точність прогнозів (Dumas et al., 2018). Традиційні нотації (BPMN, Petri Nets) фокусуються на “бажаному випадку” (Happy Path), ігноруючи відхилення, які часто стають джерелом основних проблем. Водночас класичний Process Mining та сучасні ML-моделі (LSTM, Transformer) працюють лише з лінійними послідовностями і не враховують структурні обмеження, ролі чи політики, що обмежує їхню узагальнюваність (Evermann et al., 2017; Tax et al., 2017).

З формальної точки зору, цю еволюцію вимог до моделювання можна представити як послідовне розширення простору відношень графа. Якщо синтаксичний рівень оперує базовою структурою , а об'єктно-центричний рівень вводить типізацію вершин та ребер , то семантичний рівень вимагає переходу до розширеного кортежу:

де - множини атрибутів станів та переходів, а - множина нормативних та контекстних обмежень. При цьому можна формалізувати як множину предикатів **,** де  **-** функція перевірки-гоправила відповідності (compliance rule), визначена на індукованому підграфі , що охоплює контекст правила . Функція повертає , якщо структурні та атрибутивні умови правила виконуються, і у випадку їх порушення. Саме відсутність компоненти у класичних підходах унеможливлює автоматичну детекцію неприпустимих відхилень.

На цьому тлі зростає інтерес до використання графів знань (Knowledge Graphs, KG). У суміжних областях подієво-орієнтовані KG, зокрема EventKG(Gottschalk & Demidova, 2018) та ASER(Zhang et al., 2020), зробили значний внесок у репрезентацію темпоральних відношень. Проте аналіз показує, що існуючі KG залишаються переважно сутнісно-орієнтованими та слабко відображають причинно-наслідкові зв’язки й організаційний контекст. Попри масштабність, вони не враховують повністю нормативну складову процесного управління завдання цілісного поєднання процесів і не формують цілісної моделі поєднання процесів, ролей і політик.

У сфері BPM запропоновано низку часткових рішень. Трансформація BPMN у онтологічні графи створює основу для логічного виведення (Reasoning) (Bachhofner et al., 2022), а моделювання виконань у динамічних KG дозволяє інтегрувати темпоральні аспекти у ML-моделі (Krause et al., 2023). Однак обидва підходи зосереджуються лише на структурі процесу і не враховують організаційний вимір, через що вони не здатні подолати проблему швидкого дрейфу моделей. Альтернативні моделі, як-от Dynamic Condition Response Graphs (Hildebrandt et al., 2011), роблять крок у бік інтеграції обмежень і ролей, проте залишаються малопоширеними і складними для масштабування.

Інший напрям досліджень підтверджує актуальність інтегративного підходу. Роботи з Process Hyper-Relational KG (Lv et al., 2024) розширюють класичні KG до представлення причинності та високопорядкових зв’язків, а HKNI (Liu et al., 2024) вирішує проблему n-арних відношень через гіперграфи. У промислових сценаріях автоматизоване навчання KG із часових рядів показало можливість виявляти причинні зв’язки навіть без повного опису процесу (Ammann et al., 2025)**.**

У корпоративних системах Enterprise KG давно застосовуються для управління метаданими та цифрових двійників (Jetschni & Meister, 2017). Проте, як підкреслює огляд (Guan et al., 2023), їхнє впровадження у сфері бізнес-процесів обмежене експериментальними прототипами і не формує методологічної основи для навчання ML-моделей. Саме тут відкривається дослідницький простір для інтегрованих підходів, які здатні об’єднати структурний опис процесів, організаційний контекст і версійно-часові зрізи в єдину семантичну модель.

Окремим перспективним вектором, який наразі недостатньо висвітлений у літературі з BPM, є адаптація підходів Retrieval-Augmented Generation (RAG), фундаментальні принципи яких було закладено у роботі (Lewis et al., 2020). Хоча первинно RAG розроблявся для NLP-задач, сучасні дослідження, зокрема концепція GraphRAG (Edge et al., 2025), демонструють ефективність використання структурованих графів знань як джерела зовнішнього контексту.

Теоретично, перенесення цієї архітектури в домен BPM дозволило б моделі динамічно звертатися до актуального стану графа знань (Dynamic Graph State) під час прогнозування. Це дозволило б враховувати інформацію, яка змінилася вже після навчання моделі (наприклад, раптова зміна бізнес-правила). Відсутність такої методології, яка б поєднувала процедурні знання із декларативними в єдиному механізмі графового пошуку, і становить ключову наукову прогалину, на вирішення якої спрямоване дане дослідження.

Таким чином, еволюція графових абстракцій у BPM може бути інтерпретована як послідовне розширення множини відношень, що кодуються в моделі: від бінарних переходів між активностями до багатошарової типізованої структури, яка інтегрує події, об’єкти, ролі та нормативні обмеження.

## Аналітичний синтез та обґрунтування дослідницької задачі

Проведений аналіз еволюції методів дозволяє стверджувати, що сучасні підходи Predictive BPM досягли "стелі" ефективності через низку фундаментальних обмежень. Існуючі моделі розглядають бізнес-процес переважно як статистичну послідовність подій, ігноруючи його природу як цілеспрямованої системи з нормативними обмеженнями.

У даному дослідженні пропонується систематизувати відкриті проблеми не як розрізнені недоліки, а як ієрархію наукових розривів (Gaps), що відповідають трьом вимірам функціонування інтелектуальної системи: **Репрезентація** (що модель бачить?), **Адаптація** (як реагує на зміни?) та **Надійність** (чи можна їй довіряти?).

### Онтологічний розрив (Ontological Gap): Проблема неповноти нормативного простору

Фундаментальною проблемою сучасних підходів до Predictive BPM є їхня орієнтація на дескриптивне моделювання (Descriptive Modeling). Більшість існуючих методів Machine Learning, від рекурентних мереж (LSTM) до графових нейронних мереж (GNN), навчаються апроксимувати розподіл ймовірностей подій виключно на основі історичних даних. Тобто, модель відповідає на питання: “Як процес виконувався раніше?”, але не володіє інформацією про те, як процес має виконуватися згідно з правилами. Цей розрив між емпіричною поведінкою, що відображена в логах, та нормативним простором, визначеним регламентом, у даному дослідженні кваліфікується як онтологічна неповнота (Ontological Incompleteness) репрезентації.

Суть проблеми полягає в тому, що векторні представлення (Embeddings), які генеруються сучасними GNN, кодують топологію виконання, але ігнорують семантику допустимості. У математичному сенсі, модель навчається на множині фактичних траєкторій, яка часто містить помилки, порушення комплаєнсу та субоптимальні шляхи. За відсутності зовнішнього джерела знань (Knowledge Base), нейромережа сприймає ці відхилення як валідні патерни поведінки. Формально онтологічний розрив можна інтерпретувати як відсутність у вхідному графі компоненти обмежень. Якщо класичний граф процесу описується як , де - події, а - переходи, то він є “сліпим” до бізнес-правил. Модель не розрізняє ситуації, коли перехід є технічно можливим, але забороненим у поточному контексті.

Внаслідок цього виникає ефект “семантичної сліпоти”, який проявляється у декількох критичних аспектах. Насамперед, відбувається статистичне відтворення комплаєнс-відхилень, оскільки ML-модель, навчена на “брудних” історичних даних без зовнішнього нормативного фільтра, схильна сприймати зафіксовані помилки як норму. Це створює ризик того, що інтелектуальна система почне прогнозувати та навіть рекомендувати дії, що суперечать закладеній бізнес-логіці. Крім того, спостерігається фундаментальна втрата контексту через різну математичну природу просторів. Векторна репрезентація , у якій проектується граф під час навчання, забезпечує метричну близькість, але не гарантує логічної валідності. Без застосування спеціальних архітектурних рішень, таких як ін’єкція знань (Knowledge Injection), графові нейронні мережі виявляються нездатними самостійно вивчити жорсткі логічні обмеження (Hard Constraints), спираючись виключно на статистичні кореляції у вхідних даних.

Отже, проблема онтологічної неповноти не може бути вирішена виключно шляхом підвищення точності нейромережевих архітектур. Вона вимагає розширення самої структури репрезентації - інтеграції нормативного простору у графову модель процесу.

### Динамічний розрив (Dynamic Gap): Хибна інтерпретація структурного дрейфу

Другою системною проблемою є неадекватність існуючих механізмів адаптації до динамічної природи бізнес-процесів. Традиційні підходи до машинного навчання, включаючи методи Continual Learning, базуються на припущенні, що зміни у вхідному потоці даних є наслідком стохастичного дрейфу розподілу (Data Distribution Shift). Відповідно, стандартною реакцією системи на зниження точності прогнозів стає ініціація процедури повного перенавчання (Retraining) або донавчання (Fine-tuning) на нових даних. Однак у контексті управління бізнес-процесами (BPM) такий підхід є концептуально обмеженим, оскільки ігнорує причинну природу змін.

У реальному операційному середовищі перехід до нової версії процесу є не випадковим зсувом даних, а явищем, яке в даному дослідженні інтерпретується як детермінована зміна топології знань (Knowledge Topology Shift). Коли організація впроваджує новий регламент, змінюється сама структура допустимих зв'язків між подіями. З формальної точки зору, якщо стан процесу у момент часу представити як структуру , то зміна версії означає зміну множини зв'язків та/або правил . Відповідно, для коректної математичної постановки задачі управління, еволюція структури бізнес-процесу визначається як часовий ряд (траєкторія) структурних станів:

Ключовим об'єктом аналізу в умовах такої еволюції є **оператор структурного переходу (топологічна дельта)** . На рівні матричної алгебри цей перехід формалізується як різниця матриць суміжності суміжних станів процесу:

де — матриця суміжності графа . Оскільки прямий аналіз розріджених матриць у просторі високої розмірності є обчислювально неефективним, запропонована методологія базується на відстеженні цієї дельти у неперервному латентному просторі. Траєкторія еволюції у просторі ембеддінгів визначається як послідовність :

де — матриця латентних подань екземпляра. Така формалізація еволюції як об'єкта управління жорстко обґрунтовує необхідність використання графових нейромереж (GNN). Традиційні послідовні моделі машинного навчання можуть демонструвати зниження узгодженості прогнозів у разі структурного дрейфу процесу , оскільки зміна топології виконання порушує статистичні залежності, на яких було оптимізовано модель (Sato et al., 2022). Натомість архітектура GNN здатна нативно обробляти динаміку матриці суміжності, перетворюючи зміну топології у зміну латентної відстані , що формує базис для предиктивної адаптації. Внаслідок цього модель , параметри якої оптимізовано на структурі , втрачає узгодженість (alignment) з новою конфігурацією . Спроби адаптувати виключно через градієнтну оптимізацію наштовхуються на проблему структурного “холодного старту”, оскільки для цього необхідне накопичення значного обсягу нових логів, що створює часовий лаг, протягом якого система залишається непрацездатною.

Цей динамічний розрив полягає у відсутності механізмів, де версія процесу виступає не приводом для скидання параметрів моделі, а атрибутом контексту. Наукова прогалина криється у відсутності архітектур, що реалізують концептуально можливий підхід миттєвої структурної адаптації (Zero-Shot Structural Adaptation). Така адаптація передбачає, що модель не повинна заново вивчати нові правила через багаторазові ітерації навчання, а має отримувати їх у готовому вигляді через оновлений граф знань. Відсутність розділення між процедурною логікою прийняття рішень (що кодується у вагах нейромережі) та декларативними знаннями про структуру процесу (що мають зберігатися у зовнішньому графі) призводить до втрати гнучкості системи. У результаті підтримка життєвого циклу BPM-систем в умовах високої турбулентності стає архітектурно ускладненою.

### Епістемічний розрив (Epistemic Gap): Проблема семантичної надійності

Третьою складовою системної кризи є епістемічний розрив, який стосується здатності інтелектуальної системи адекватно оцінювати межі власної компетенції. У класичному навчанні з учителем надійність моделі зазвичай ототожнюється з метриками точності, розрахованими на тестовій вибірці. Проте в умовах динамічних бізнес-процесів висока точність на історичних даних не гарантує надійності у майбутньому. Критичною проблемою стає феномен надмірної впевненості (Overconfidence), коли нейромережі, використовуючи функцію активації Softmax, схильні присвоювати високі ймовірності навіть помилковим прогнозам при роботі з аномальними вхідними даними.

Суть епістемічного розриву у домені BPM полягає у фундаментальній відмінності між типами невизначеності. При цьому доцільно чітко розмежовувати два рівні джерел такої невизначеності: по-перше, структурні зміни формалізованої моделі процесу (версійність, оновлення бізнес-логіки), а по-друге, приховану поведінку поза інформаційною системою. Епістемічний розрив значною мірою зумовлений частковою спостережуваністю (partial observability), коли інтелектуальна модель оперує лише зареєстрованою підмножиною подій , тоді як реальний простір виконання становить . Більшість існуючих методів детекції аномалій (Out-of-Distribution, OOD) орієнтовані на аналіз відхилень у просторі ознак (Feature OOD). Вони ефективно виявляють ситуації, коли числові атрибути події виходять за межі нормального розподілу, проте виявляються неефективними для діагностики структурного дрейфу або семантичного дрейфу, коли змінюється сама логіка взаємодії між подіями. Існуючі підходи оцінюють відстань у векторному просторі , що апроксимує розподіл ембедінгів, але не відображає топологічні та нормативні обмеження процесу.

Наукова прогалина полягає у відсутності формалізованих метрик семантичного відхилення, які б дозволяли кількісно оцінити ступінь невідповідності поточної траєкторії процесу нормативній моделі. У літературі недостатньо досліджено застосування метрик розбіжності між розподілами та структурних відстаней для кількісної оцінки семантичного відхилення графових процесів. Відсутність такого інструментарію унеможливлює створення механізму “семантичного семафора” (Semantic Semaphore) - системи, яка б замість генерації потенційно помилкового прогнозу сигналізувала про вихід процесу за межі вивченого розподілу (маніфолду) та фіксувала невідповідність структурним або нормативним обмеженням. З методологічної точки зору, такий механізм дозволяє оцінити епістемічну невпевненість моделі на основі латентних представлень, не претендуючи на встановлення строгої причинності (causal inference) без додаткового доменного аналізу. Саме детекція виходу за межі компетенції моделі забезпечує необхідний рівень довіри до автоматизованих рішень у корпоративних системах.

### Стратегічний розрив (Strategic Foresight Gap) - #TODO – Перенести в перспективи подальших досліджень.

Четвертим критичним обмеженням сучасних методів Predictive BPM є їхня операційна короткозорість (Operational Myopia). Більшість існуючих архітектур, запозичених з обробки природної мови, таких як LSTM або Transformer, формулюють задачу прогнозування як передбачення наступного токена. Ця парадигма, будучи ефективною для лінійних текстів, виявляється недостатньою для управління цілеспрямованими бізнес-процесами, де локальна оптимальність кроку не гарантує досягнення глобальної мети.

Суть стратегічного розриву полягає у домінуванні локальної оптимізації над глобальною. Формально, більшість існуючих моделей оптимізує умовну ймовірність наступної події **, де** - історія виконання до моменту . Такий підхід є еквівалентним жадібній (greedy) локальній оптимізації, яка ігнорує довгострокові наслідки прийнятого рішення. Натомість, повноцінне стратегічне управління процесом вимагає переходу до оцінки розподілу повної майбутньої траєкторії або мінімізації очікуваної кумулятивної функції втрат на всьому горизонті виконання.

Відсутність такого підходу призводить до неможливості моделювання багатоступеневої корисності (multi-step utility modeling) та врахування немакровських цілей (non-Markovian objectives), таких як дотримання складних SLA або мінімізація сумарних витрат ресурсів. Внаслідок цього виникає ефект жадібної генерації, коли система з високою точністю передбачає наступну дію, яка, однак, веде процес у “глухий кут” (deadlock).

Наукова прогалина криється у відсутності методів генерації холістичних графів виконання (Holistic Execution Graphs). Сучасні підходи не пропонують інструментарію, який би дозволяв прогнозувати не окрему подію, а повну топологію майбутнього екземпляра процесу, враховуючи при цьому глобальну функцію вартості. Без подолання цього розриву проактивне управління обмежується тактичним реагуванням, унеможливлюючи стратегічне планування та запобігання небажаним сценаріям на ранніх етапах.

## Висновки до другого розділу

Проведений у розділі системний аналіз дозволив виявити фундаментальне наукове протиріччя. З одного боку, сучасні методи глибокого навчання (Deep Learning) на графах досягли значних успіхів у репрезентації складних структур даних. З іншого боку, їхнє пряме застосування у сфері BPM обмежується онтологічною неповнотою, динамічною ригідністю та епістемічною ненадійністю існуючих моделей.

Для наочного узагальнення отриманих результатів проведено порівняльну систематизацію (Таблиця 2.1) ключових класів підходів та їхніх концептуальних обмежень.

Таблиця 2.1

**Узагальнена систематизація концептуальних обмежень сучасних підходів1**

|  |  |
| --- | --- |
| **Підхід** | **Характеристика** |
| **Process Mining** | **Сильна сторона:** точна реконструкція історичної поведінки процесу. |
| **Обмеження:** слабкий прогностичний потенціал; відсутність стратегічного бачення майбутніх станів. |
| **Тип розриву:** орієнтація на дескриптивний аналіз. |
| **GraphML** | **Сильна сторона:** потужна структурна репрезентація складних топологій. |
| **Обмеження:** ігнорування нормативної логіки, версійності та бізнес-правил. |
| **Тип розриву:** онтологічна неповнота репрезентації. |
| **Continual Learning** | **Сильна сторона:** механізми поступової адаптації до змін. |
| **Обмеження:** реактивність та латентність; відсутність миттєвої структурної узгодженості. |
| **Тип розриву:** динамічна ригідність. |

*1Джерело: систематизовано автором на основі узагальнення результатів досліджень, розглянутих у розділі 2.*

Представлена систематизація демонструє фрагментарність сучасних підходів та підтверджує необхідність інтегративної архітектури, що поєднує структурну, нормативну та адаптивну компоненти в єдиному формалізованому просторі.

Таким чином, у науковій літературі відсутній інтегрований теоретико-методологічний підхід, який би інтегрував структурний, нормативний та ймовірнісний виміри управління процесами. Це дозволяє сформулювати основну дослідницьку задачу дисертаційної роботи: розробка методології структурно-орієнтованого прогнозування, яка базується на гібридній архітектурі, що поєднує динамічні графи знань, механізми структурної адаптації та метрики семантичного дрейфу.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі взаємопов’язані наукові задачі:

1. **Сформувати формальну математичну модель** семантично збагаченого процесного графа, що інтегрує подієву, об’єктну та нормативну компоненти в єдиному топологічному просторі.
2. **Розробити гібридну архітектуру структурно-орієнтованого прогнозування,** що забезпечує Zero-Shot адаптацію до змін версій процесу без повного перенавчання параметрів моделі.
3. **Розробити формалізований метод кількісної оцінки семантичного та структурного дрейфу процесу** з метою ідентифікації виходу стану системи за межі компетенції моделі.
4. **Обґрунтувати критерії стратегічної узгодженості** прогнозів із глобальними цілями процесу, забезпечуючи перехід від локальної оптимізації кроку до холістичного планування виконання.

Вирішенню цієї сукупності задач присвячено третій розділ дисертації.

# МЕТОДОЛОГІЯ ТА МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ БІЗНЕС-ПРОЦЕСАМИ

## Концептуальні засади та принципи методології

Фундаментальною проблемою класичних систем предиктивного моніторингу (Predictive Process Monitoring, PPM) є їхня фокусованість на ізольованому прогнозуванні наступного кроку без урахування еволюційної динаміки корпоративного середовища (Sato et al., 2022; Weinzierl et al., 2024a). Існуючі методології прескриптивного управління та data-driven інновацій (зокрема, концепції (Moder, 2024; Park & van der Aalst, 2022)) переважно формалізують принципи трансформації аналітичних інсайтів в управлінські дії (Action-Oriented Process Mining), розглядаючи предиктивні моделі як стабільні «чорні скриньки».

Натомість дана дисертація пропонує інший методологічний переріз, спрямований на забезпечення алгоритмічної життєздатності (survivability) та безпеки інтелектуальних систем в умовах структурного дрейфу підприємства. Запропонована методологія концептуалізує управління як замкнений адаптивний цикл, що формує теоретико-управлінський погляд (control-theoretic view) на предиктивні BPM-системи. Цей підхід теоретично спирається на міждисциплінарний синтез: класичних кібернетичних принципів управління із замкненим контуром (Closed-loop control) (Åström & Wittenmark, 2008), теорії стійкості складних систем (Resilience Engineering) (Hollnagel et al., 2006; Woods, 2015), досліджень зсуву розподілів та позарозподільних станів у машинному навчанні (dataset shift, out-of-distribution detection) (Hendrycks & Gimpel, 2016; Ovadia et al., 2019; Quionero-Candela et al., 2009), парадигми безперервного навчання (Continual Learning) (Parisi et al., 2019) та сучасних підходів до інтеграції теорії управління з машинним навчанням (Åström & Murray, 2008; Recht, 2018; Sontag, 1998).

На відміну від класичного адаптивного управління, яке оперує переважно числовими параметрами фізичних процесів, та ізольованих ML-моделей безперервного навчання, зосереджених суто на подоланні катастрофічного забування, розроблений підхід інтегрує структурно-онтологічну репрезентацію бізнес-процесу. У цій архітектурі топологія нормативного графа виступає динамічним обмеженням системи, а метрики епістемічної невизначеності генерують керуючий сигнал зворотного зв'язку. Математичний апарат такого циклу базується на чотирьох фундаментальних принципах:

**1. Принцип структурної обізнаності (Structural Awareness)** Моделі машинного навчання не повинні функціонувати як ізольовані аналізатори плоских журналів подій (flat logs). Управління має спиратися на інтеграцію потоку подій із нормативною топологією та ресурсною базою підприємства. Це вимагає формалізації бізнес-процесу як багатовімірного нормативного, що забезпечує предиктивну модель структурним контекстом для ідентифікації прихованих організаційних залежностей та тіньових маршрутів.

**2. Принцип епістемічної обережності (Epistemic Caution)** Предиктивна система повинна володіти алгоритмічним механізмом самодіагностики для управління власними межами компетенції. В умовах структурного дрейфу генерація рішень із хибною впевненістю є критичним ризиком. Методологія передбачає використання методів топологічної діагностики та аналізу станів поза розподілом (Out-of-Distribution, OOD) як «семафора надійності». При перевищенні порогу епістемічної невизначеності система маршрутизує управління на експерта (Human-in-the-Loop).

**3. Принцип безперервної еволюції (Continual Adaptation)** Життєвий цикл ML-моделей має бути синхронізований із версійністю корпоративних регламентів. Для подолання проблеми катастрофічного забування при переході до нових нормативних версій застосовуються ієрархічні стратегії адаптивного навчання. Замість повного перенавчання моделей «з нуля», методологія ініціює інкрементальне донавчання та перенесення знань (Transfer Learning), зберігаючи релевантний історичний контекст та мінімізуючи обчислювальну ресурсоємність.

**4. Принцип цілеспрямованої дії (Goal-Oriented Execution)** Система має долати обмеження «жадібного» (greedy) прогнозування, яке оптимізує локальну точність на певному кроці, ігноруючи довгострокову життєздатність процесу. Управлінські рішення повинні оцінюватися крізь призму глобального графа виконання. Це реалізується через дуальну архітектуру (Agent-Critic Architecture), де генерація локальних прогнозів (модуль «Агент») коригується модулем стратегічних прогнозів (модуль «Критик») на основі стратегічного плану, що запобігає заведенню процесу в структурні «глухі кути». Концепція такої архітектури методологічно перегукується з класичними actor-critic підходами у теорії навчання з підкріпленням (Sutton & Barto, 2018), проте в межах даного дослідження вона адаптована до задач структурно-обмеженого предиктивного управління без необхідності інтерактивного моделювання середовища або онлайнового збору траєкторій.

Наведена система принципів формує теоретичний базис для розробки математичних моделей подання процесів (підрозділ 3.2), алгоритмічного забезпечення предиктивної аналітики (підрозділ 3.3) та проєктування наскрізного архітектурного каркаса управління (підрозділ 3.4).

## Математичне моделювання бізнес-процесів як динамічних атрибутованих графів

Відповідно до наукових завдань, сформульованих за результатами системного аналізу в попередньому розділі, подолання ідентифікованих обмежень існуючих ML-моделей вимагає переходу від суто емпіричного прогнозування до нормативно-керованого інтелектуального управління. Традиційні нотації на кшталт BPMN добре описують еталонну послідовність дій, але залишають поведінкові відхилення неявними. З іншого боку, класичний Process Mining та ML-моделі працюють переважно з лінійними послідовностями логів, ігноруючи жорсткі структурні обмеження, політики та еволюцію ролей. Навіть використання сучасних графів знань (Knowledge Graphs) залишається фрагментарним і слабко відображає організаційний контекст та версійність.

Для подолання цих обмежень пропонується концепція **Process-Organizational Knowledge Graph (POKG)** та її масштабування до глобального рівня **Enterprise Process-Organizational Knowledge Graph (EPOKG)**. Такий підхід формує методологічну основу для навчання структурно-орієнтованих ML-моделей, створюючи єдиний семантичний шар над корпоративними даними. На відміну від ізольованого моделювання, багаторівнева графова архітектура дозволяє зберігати процеси всієї організації в єдиному середовищі, враховуючи міжпроцесні черги, спільні ресурси та взаємні впливи.

Ця уніфікація простору знань безпосередньо визначає архітектуру предиктивного ядра. У запропонованій методології еволюція бізнес-регламентів не призводить до створення множини незалежних нейромереж під кожну нову версію. Система базується на єдиній параметричній моделі в межах кожного ізольованого процесного домену або наскрізного бізнес-процесу. У такому середовищі версія процесу виступає не ідентифікатором окремої моделі, а лише динамічним структурним атрибутом (Conditioning Variable) вхідного графа знань. Відповідно, перехід до нових правил розглядається системою виключно як зміна контексту (Regime Shift), а не як заміна обчислювального ядра. Усі процедури фонового донавчання (Fine-Tuning) або контрольованого перенавчання (Retraining) спрямовані лише на оновлення ваг цієї єдиної доменної моделі для адаптації до емпіричного дрейфу даних. Такий підхід гарантує наскрізну сумісність інференсу, знижує обчислювальні витрати та ефективно запобігає фрагментації знань.

Для забезпечення однозначності на початковому етапі фіксуються чотири базові множини, що визначають предметну область: множина ідентифікаторів екземплярів процесу , глобальний словник активностей , множина залучених ресурсів та неперервна множина часових міток .

Фундаментальним середовищем репрезентації виступає простір скінченних орієнтованих гетерогенних графів:

де та - множини вершин та орієнтованих ребер відповідно. Гетерогенна природа задається функціями типізації та , які відображають елементи у відповідні множини доступних типів вузлів і зв’язків. Інформаційне наповнення формалізується через відображення атрибутів та , що зіставляють кожній вершині та ребру вектор параметрів із відповідних просторів ознак.

На рівні окремого бізнес-процесу або підсистеми архітектура POKG інтегрує три взаємозалежні виміри:

1. **Структурний рівень ():** Еталонний опис процесу, де - множина задач і шлюзів, а - дозволені потоки управління.
2. **Організаційний рівень ():** Забезпечує прив’язку до оргструктури компанії. охоплює ролі, підрозділи, політики та ресурси, а - відношення виконання та належності (рис. 3.1). Це знімає протиріччя між імперативним описом процесу та декларативними обмеженнями середовища.

***[Рис. 3.1. Зв’язок структурного рівня з організаційним рівнем компанії]***

1. **Версійно-часовий рівень ():** Фіксує еволюцію процесу, де вузли представляють індекси версій (), а зв'язки визначають приналежність топології та правил до конкретної історичної епохи (рис. 3.2).

***[Рис. 3.2. Зв’язок структурного рівня з версійним рівнем]***

Об’єднання цих трьох рівнів формує повний граф окремого процесу:

Масштабування до рівня підприємства відбувається шляхом об’єднання множини локальних процесно-організаційних графів (рис. 3.3):

У складі EPOKG локальні процеси інтегруються у єдину мережу. Це створює умови для моделювання наскрізних бізнес-подій, де враховуються конкуренція процесів за спільні ресурси () та перехресні політики.

***[ Рис. 3.3. Архітектура масштабування: від локальних POKG до глобального EPOKG]***

Для розуміння спадковості запропонованих рішень стосовно класичного процесного майнінгу, еволюцію графових репрезентацій об'єкта управління зручно розглядати як послідовність структурних вкладень:

Базовою абстракцією є граф прямого прямування , що фіксує виключно емпіричну структуру переходів. Перехід до об'єктно-центричного рівня додає типізацію об'єктів , а збагачення атрибутами утворює семантичний граф . Кульмінацією є інтеграція бізнес-правил та міжпроцесних зв'язків:

де - множина жорстких нормативних предикатів усієї організації.

Цей формалізм доводить, що цільова архітектура гарантовано вбудовує існуючі підходи Process Mining без втрати топологічної структури. У контексті машинного навчання саме багаторівневість EPOKG дозволяє створювати «as-of-version» зрізи, де нормативна множина дозволених дій виступає жорсткою просторовою маскою, обнуляючи логіти нелегальних переходів і перетворюючи граф знань на активний механізм управління предиктивними GNN-моделями.

### Формалізація бізнес-процесу як багатовімірного нормативного простору знань

Математична репрезентація виконання процесу формується через проєкцію емпіричних подій у графовий простір. Базовим рівнем є простір подій , де одиничний акт виконання фіксується як кортеж . Динаміка виконання описується у просторі трас , де траса утворює журнал подій **,** який . Для потреб інтелектуального прогнозування розглядається простір префіксів , що містить частково завершені стани .

Паралельно формалізується нормативна компонента. Нехай - клас нормативних моделей. Конкретна регламентна модель стандарту BPMN визначається як граф , де - множина вузлів контрольного потоку, - множина апріорі дозволених переходів, задає семантичний тип вузла, а визначає логіку шлюзів. При трансляції BPMN-моделі виокремлюється специфічний клас маршрутизуючих елементів — технічні вузли (Technical Nodes), до яких належать логічні шлюзи (XOR, AND, OR) та події початку/завершення. Оскільки вони позбавлені часових і ресурсних атрибутів виконання, їх обробка вимагає окремого механізму маскування (masking) при розрахунку функції втрат. Для коректного поєднання регламентних ребер із реальними семантичними зв'язками в єдиному носії вершин , вводиться ін’єктивне відображення . Воно індукує відповідне відображення на множині ребер:

Завдяки цьому глобальна множина ребер графа знань визначається як об'єднання . Для врахування життєвого циклу процесів вводиться простір версій EPOKG , де перехід між версіями описується оператором еволюції , що закладає базис для подальшого аналізу структурного дрейфу.

У процесі операційного виконання система перетворює кожен префікс траси на окремий граф екземпляра (Instance Graph) . Інтуїтивно цей механізм працює наступним чином: з послідовності подій вилучаються унікальні активності, які стають вершинами графа, а їхня хронологічна послідовність формує орієнтовані ребра. Формально ця проєкція реалізується через детерміновані оператори виділення вершин та ребер . Детермінованість операторів гарантує відтворюваність: однакові послідовності подій завжди генеруватимуть ідентичні графи. Семантика побудови ребер спирається на час: якщо подія відбулася раніше (), формується зв'язок. У випадку паралельного виконання () ребро додається лише за наявності чіткого причинно-наслідкового правила (Causal Dependency Rule), що запобігає появі хибних зв'язків. Сам граф екземпляра є математичним звуженням функцій глобального графа на локальні підмножини:

Таке визначення забезпечує топологічне вкладення локального процесу в загальний контекст підприємства, що проілюстровано на рис. 3.2.

**[Рис. 3.2. Топологічне вкладення графа екземпляра (Instance Graph) у глобальну структуру EPOKG]**

Архітектура вкладення обґрунтовує застосування графових нейронних мереж (GNN) для обчислення прихованих станів процесу. Процес агрегації контексту на -му шарі нейромережі для вузла описується рівнянням:

де та - вектори станів вузлів на відповідних шарах; - множина сусідніх вузлів, з'єднаних ребрами типу ; - матриця ваг для типу ребра ; - нелінійна активація. Вага уваги визначається через нормалізацію Softmax у локальній околиці. Механізм передачі повідомлень у гетерогенному графі проілюстровано на рис. 3.4.

**[Рис. 3.4. Архітектура механізму Message Passing у гетерогенному графі із тип-залежними коефіцієнтами уваги]**

Для оцінки відповідності поточного графа екземпляра регламентним вимогам, результати перевірки множини предикатів формують булевий вектор валідності . Область структурної валідності визначається як множина тих графів, для яких цей вектор складається виключно з одиниць:

Геометрична інтерпретація простору графів із виділенням області наведена на рис. 3.3.

**[Рис. 3.3. Геометрична інтерпретація простору графів: обмежена підмножина та зони Out-of-Distribution]**

Якщо поточний стан порушує хоча б одне правило (вектор містить нулі), він виходить за межі області . Така ситуація класифікується як Constraint-Induced Out-of-Distribution (OOD) аномалія. Цей підхід забезпечує інтерпретовану межу застосовності моделі, дозволяючи системі чітко розрізняти суто статистичні відхилення в даних від фундаментального порушення бізнес-логіки.

Введення області структурної валідності дозволяє формально визначити стан відповідності поточного виконання нормативному простору на певний момент часу. Проте у реальних умовах бізнес-середовище не є статичним: регламентні структури постійно еволюціонують, що змінює саму геометрію допустимого простору . Це вимагає формалізації механізму топологічної трансформації знань.

### Математична модель структурного дрейфу як трансформації топології знань

Введення семантичного рівня та нормативних предикатів дозволяє формально переосмислити природу динамічних змін у бізнес-системах. Традиційний аналіз даних у машинному навчанні здебільшого фокусується на статистичному зсуві розподілу даних (Data Drift), що в контексті бізнес-процесів означає зміну частоти активації існуючих історичних шляхів виконання. Натомість для архітектури підприємства критичним є структурний дрейф (Structural Drift), який у межах даного дослідження визначається як трансформація топології знань (Knowledge Topology Shift).

Математично цей процес описується як застосування детермінованого оператора еволюції , що переводить глобальний граф знань із поточної версії у нову версію . Цей оператор формалізується через структурні дельти компонентів графа:

де , та - множини змінених вершин, ребер та нормативних предикатів відповідно, а оператор позначає симетричну різницю. Використання симетричної різниці гарантує коректну математичну обробку ситуацій, коли елементи графа додаються та видаляються одночасно. У межах даної формалізації основний фокус зосереджено на еволюції топологічно-нормативного шару, тоді як простори типізації та атрибутів () на кроці переходу розглядаються як інваріантні (або такі, що еволюціонують за аналогічним принципом симетричної різниці за потреби).

Для кількісної оцінки масштабу таких трансформацій вводиться метрика структурного дрейфу , яка базується на зваженій відстані редагування графів (Graph Edit Distance), адаптованій для гетерогенного EPOKG:

де - вагові коефіцієнти, що задовольняють умову нормування та налаштовуються експертно або емпірично на основі аналізу історичних інцидентів зміни процесів. За необхідності порівняльного аналізу між різними процесами ця метрика нормалізується на загальний розмір вихідного графа .

Внаслідок еволюції топології виникає фундаментальна проблема втрати структурної узгодженості (Alignment Loss). Будь-яка інтелектуальна модель , параметри якої було оптимізовано на історичних трасах версії , є налаштованою виключно на поточну область валідності . Під дією оператора простір обмежень змінюється, формуючи нову цільову підмножину . Кількісно втрата узгодженості формалізується як відстань між цими областями в просторі графів:

де - функція міри (наприклад, нормалізована потужність множини або частка простору графів). Ця функція кількісно відображає об'єм графового простору, який змінив свій статус валідності (дозволені раніше шляхи стали забороненими, або навпаки).

**[Рис. 3.5. Візуалізація трансформації топології знань: зсув області структурної валідності внаслідок еволюції бізнес-процесу]**

Оскільки параметри моделі залишаються незмінними, нейромережа продовжує генерувати прогнози на основі застарілої топології. Це неминуче призводить до того, що прогнозовані стани починають регулярно потрапляти у “сліпі зони” нової моделі процесу, класифікуючись як Constraint-Induced Out-of-Distribution (OOD). Така класифікація підкреслює, що даний тип аномалії свідчить саме про порушення нормативного шару (бізнес-правил регламенту), а не обов'язково про суто статистичний зсув розподілу ознак.

Класичний підхід машинного навчання до вирішення проблеми дрейфу полягає в ітеративному перенавчанні моделі (Retraining або Fine-Tuning) з метою оновлення її параметрів до стану . Проте в умовах операційного управління бізнес-процесами цей підхід наштовхується на проблему «холодного старту» (Cold Start Problem). У контексті цієї роботи Cold Start Problem розглядається не в класичному сенсі рекомендаційних систем, а як стан структурної нестачі даних після зміни версії бізнес-процесу. Для коректної градієнтної оптимізації ваг мережі необхідно накопичити мінімально репрезентативний обсяг нових подієвих логів , що відображають виконання процесу вже за новими правилами. Процес природного збору такого обсягу даних вимагає значного часу, що створює критичний часовий лаг. Протягом цього перехідного періоду система прогнозного моніторингу залишається фактично непрацездатною, оскільки генерує високий відсоток хибних спрацьовувань (False Positives) семафорів надійності.

Вирішення проблеми структурного «холодного старту» вимагає переходу від виключно реактивного перенавчання до контекстно-залежної адаптації (Domain-Conditioned Adaptation). Замість класичного градієнтного перенавчання параметрів для кожної нової версії, зміна регламенту розглядається як ініціалізація нового нормативного режиму у межах єдиної параметричної моделі . Індекс версії та оновлена топологія EOPKG діють як структурні умови (Conditioning) для графової нейромережі:

За умови збереження високого ступеня топологічного ізоморфізму (мінорний дрейф) такий підхід забезпечує структурну адаптацію без донавчання (Zero-Shot Structural Adaptation), дозволяючи миттєво синхронізувати прогнози з новим регламентом без втрати компетенції щодо активних екземплярів історичних версій (уникнення катастрофічного забування). У випадках мажорного дрейфу, коли граф переходить у стан глибокого OOD, система активує режим Few-Shot Adaptation: автоматичний інференс генерує прогнози з маркуванням критичної недовіри, ініціюючи маршрутизацію на експертів (Human-in-the-Loop) для накопичення буфера та контрольованого донавчання єдиної моделі .

Водночас запропонований механізм латентного кондиціонування є критично важливим для обробки рекурентного дрейфу (Recurring Concept Drift). У ситуаціях, коли процес повертається до попередніх нормативних станів (наприклад, скасування тимчасового регламенту $\kappa+1$ і повернення до базового $\kappa$), збереження ембеддінгів історичних версій дозволяє системі миттєво відновити еталонну точність прогнозів без необхідності повторного навчання.

### Формалізація механізму Knowledge-Infused Learning та Single Generalized Model

Реалізація проактивної адаптації та вирішення проблеми “холодного старту” вимагає фундаментальної зміни архітектури нейромережевого інференсу. Класичні моделі предиктивного моніторингу інкапсулюють топологічні закономірності процесу безпосередньо у матрицях своїх ваг під час градієнтної оптимізації. Саме ця жорстка прив'язка призводить до втрати валідності при структурному дрейфі. Для подолання цього обмеження пропонується парадигма Knowledge-Infused Learning, яка концептуально розділяє незмінні параметри навчання (базову здатність моделі до узагальнення) та динамічний простір знань (поточну топологію та нормативні обмеження). Математично це реалізується через побудову єдиної узагальненої моделі (Single Generalized Model), яка приймає поточну версію регламенту як незалежний вхідний тензор контексту.

Формалізація цього механізму передбачає створення двоканальної архітектури кодування. Перший канал (Macro-Level Encoder) відповідає за обчислення глобального структурного контексту поточної версії бізнес-системи. Глобальний граф знань обробляється макро-рівневою графовою нейромережею, яка генерує матрицю структурних ембеддингів для всієї множини вершин:

де - матриця прихованих станів, у якій кожен рядок інкапсулює топологічне положення вузла та його нормативні обмеження у версії , а - набір ваг макро-енкодера. Залежність розмірності матриці від розміру множини відображає здатність моделі адаптуватися до появи нових вузлів.

Другий канал (Micro-Level Encoder) обробляє поточний стан конкретного екземпляра процесу. Граф екземпляра , побудований на основі префікса траси , агрегується мікро-рівневою нейромережею у локальний вектор ознак:

де відображає емпіричну історію виконання поточного кейса незалежно від глобального контексту.

Синтез цих двох інформаційних потоків здійснюється через розроблений оператор ін'єкції знань (Knowledge-Infusion Operator) . Для поточного екземпляра із матриці глобального контексту екстрагується релевантний структурний вектор . Цей вектор формується шляхом агрегації глобальних станів тих вузлів , які були активовані у поточному префіксі. У межах даної роботи основним механізмом такої агрегації виступає функція пулінгу на базі уваги (Attention-based Pooling), тоді як просте усереднення (Mean Pooling) розглядається як базова альтернатива:

Оператор здійснює нелінійне злиття локального досвіду та глобального регламентного контексту , формуючи мультимодальний граф злиття (Multi-perspective Fusion Graph), який агрегується в єдиний репрезентативний вектор стану:

де позначає операцію конкатенації векторів; - параметри шару злиття; - нелінійна функція активації. Взаємодія мікро- та макро-каналів через оператор ін'єкції знань проілюстрована на рис. 3.6.

**[Рис. 3.6. Архітектура оператора ін'єкції знань (Fusion Layer) для синтезу емпіричних ознак та глобального структурного контексту]**

Фінальне прогнозування на основі інтегрованого вектора залежить від цільової метрики. Зокрема, для задачі класифікації наступної активності (Next-Activity Classification) обчислення реалізується через проекційний шар із функцією Softmax:

Ключова властивість такої архітектури полягає в тому, що загальний набір параметрів моделі не є жорстко прив'язаним до конкретної топології графа. Під час оптимізації на множині навчальних версій процесу мережа засвоює фундаментальний механізм - *як саме* поєднувати поточні події з наданим графом правил, а не просто запам'ятовує самі правила.

Архітектурна передумова проактивної адаптації (Zero-Shot Adaptation) базується на тому, що макро-енкодер є інваріантним до перестановок (permutation-invariant) та не залежить від розміру графа (size-agnostic). Ця властивість забезпечує коректну обробку зміни індексації та кількості вузлів, за умови збереження узгодженості базової схеми ознак і типізації. При настанні структурного дрейфу та застосуванні оператора еволюції , система не потребує перенавчання. Оновлений граф знань , який може містити нові вузли чи ребра, просто подається на вхід , генеруючи нову матрицю контексту , яка миттєво змінює поведінку оператора та коригує прогнозні траєкторії згідно з новим регламентом. Ця математична формалізація демонструє здатність єдиної узагальненої моделі зберігати структурну узгодженість в умовах еволюції бізнес-середовища.

### Математичний апарат управління межами компетенції (Reliability Semaphore)

Здатність узагальненої нейромережевої моделі до проактивної адаптації не виключає ризику генерації хибних прогнозів у ситуаціях, коли поточний стан бізнес-системи радикально відхиляється від відомих патернів. Для забезпечення інтелектуальної безпеки системи предиктивного моніторингу необхідно ввести математичний апарат управління межами компетенції моделі (Competence Awareness). Суть цього підходу полягає у формалізації механізму Reliability Semaphore - аналітичного модуля, який безперервно оцінює ступінь довіри до згенерованого прогнозу на основі топології латентного простору ознак.

Механізм Reliability Semaphore концептуально спирається на фундаментальні дослідження в області детекції станів поза розподілом (OOD detection) (Hendrycks & Gimpel, 2016; Lee et al., 2018), оцінки епістемічної невизначеності (Bayesian uncertainty) (Gal & Ghahramani, 2016) та вибіркового прогнозування (selective prediction) (El-Yaniv & Wiener, 2010). Проте пряме перенесення цих класичних методів, розроблених переважно для ізольованих задач комп'ютерного зору, у домен BPM є методологічно обмеженим. У контексті управління бізнес-процесами вихід за межі навчального розподілу часто є не просто статистичним шумом, а наслідком легітимної еволюції корпоративних регламентів, що вимагає специфічного підходу до обробки таких станів.

Відповідно, робота семафора надійності базується на кількісній оцінці епістемічної невизначеності (Epistemic Uncertainty) моделі — метрики, що відображає брак знань нейромережі щодо нових, раніше не спостережуваних топологічних станів (Out-of-Distribution), на відміну від алеаторної невизначеності, яка є наслідком суто статистичного шуму в даних. Головною методологічною відмінністю запропонованого механізму є оцінка топологічного OOD з урахуванням структурного кондиціонування нормативним графом EPOKG. Це дозволяє реалізувати дворівневу оцінку епістемічного розриву: на мікрорівні (аномалії екземплярів) та макрорівні (структурний дрейф моделі). Завдяки цьому епістемічна невпевненість не блокує автоматичний інференс, а перетворюється на керуючий сигнал, який маршрутизує рішення на експерта.

Важливо підкреслити епістемологічне обмеження запропонованого математичного апарату. Будь-яка корпоративна інформаційна система функціонує в умовах неповної спостережуваності. Відповідно, повний граф реального виконання бізнес-процесу є недоступним для прямого вимірювання, оскільки частина операційних дій (неформальні комунікації, позасистемні workarounds) залишається поза цифровим слідом. Запропонована система оперує виключно у просторі спостережуваних графів , де кожен реконструйований екземпляр є підграфом недосяжного загального об'єкта (). Формальне моделювання абсолютного простору виконання процесу є теоретично неможливим без припущення тотального сенсорного покриття. З огляду на це, Reliability Semaphore не претендує на абсолютний контроль відповідності фізичній реальності. Його функція зводиться до моніторингу структурного дрейфу між розподілом латентних представлень навчального періоду та розподілом нових версій процесу в межах формалізованого інформаційного простору.

Відповідно, математична формалізація семафора реалізується на двох взаємопов'язаних рівнях, які оцінюють відхилення від еталонного латентного маніфолду моделі. На мікрорівні оцінка надійності прогнозу для поточного графа екземпляра здійснюється на основі аналізу його фінального інтегрованого вектора . Оскільки область структурної валідності у дискретному просторі графів відображається у відповідний неперервний маніфолд станів у латентному просторі , формально вводиться відображення кодування , що дозволяє визначити еталонний латентний маніфолд як . Оцінка аномальності зводиться до вимірювання відстані від поточного вектора до цього маніфолду. Для врахування багатовимірної кореляції між прихованими ознаками використовується відстань Махаланобіса (Mahalanobis Distance). Нехай еталонний розподіл валідних станів процесу апроксимується багатовимірним нормальним розподілом із вектором математичного сподівання та коваріаційною матрицею , обчисленими на множині навчальних префіксів. Тоді міра відхилення поточного екземпляра формалізується як:

Використання регуляризованої коваріаційної матриці (де - малий параметр регуляризації, а - одинична матриця) гарантує чисельну стабільність обернення матриці в умовах високої розмірності латентного простору. Якщо поточне значення перевищує поріг , який визначається як відповідний квантиль розподілу хі-квадрат (або як емпіричний квантиль на валідаційній вибірці у разі відхилення латентного маніфолду від строгих припущень нормальності), семафор класифікує стан як Instance-Level Out-of-Distribution, сигналізуючи про високий ризик непередбачуваної поведінки.

На макрорівні управління межами компетенції вимагає моніторингу глобального «здоров'я» процесу для своєчасного виявлення структурного дрейфу. Для цього аналізується розбіжність між двома ймовірнісними розподілами у латентному просторі: еталонним розподілом та спостережуваним розподілом , побудованим на основі ковзного вікна останніх операційних подій фіксованої довжини .

Важливо зазначити, що в умовах складної топології бізнес-процесів аналітична форма еталонного розподілу є невідомою. Тому формалізується непараметрично - як фіксована емпірична множина латентних векторів коректно завершених екземплярів процесу, що сформували базис версії :

де - обсяг репрезентативної навчальної вибірки. Аналогічно дискретно формується і поточний розподіл з останніх подій.

Для оцінки цієї розбіжності застосовується метрика Вассерштейна першого порядку (1-Wasserstein Distance), яка забезпечує стабільні градієнти навіть для розподілів, що не перетинаються:

де - множина всіх спільних розподілів , маргінальні розподіли яких дорівнюють та відповідно. З огляду на високу обчислювальну вартість інтегральних метрик, розрахунок виконується періодично на межах зсуву ковзного вікна.

Синтез цих двох метрик формує глобальну функцію семафора надійності , яка агрегує локальні та глобальні ризики у вигляді кусково-заданої функції:

де поріг глобального дрейфу розраховується статистично через процедуру бутстрепінгу (bootstrapping) на історичних розподілах стабільного періоду. Згідно з цією логікою, стан підтверджує належність прогнозу до еталонного латентного маніфолду. Стан фіксує мікро-аномалію конкретного екземпляра, що ініціює маршрутизацію цього кейса наприклад на ручний розгляд експерта (Human-in-the-Loop). Однак стан ***Red***, що сигналізує про макро-дрейф, вимагає від системи не просто пасивної фіксації відхилення, а переходу до активної зміни параметрів функціонування.

У цьому контексті функціональне призначення семафора виходить за межі простого моніторингу; він виступає тригером еволюційної динаміки системи. На основі визначених метрик надійності процес функціонування моделі можна розглядати не як статичну апроксимацію, а як дискретну траєкторію у просторі станів . Перехід між цими станами (зміна версії ) є стохастичною подією, керованою макро-семафором.

Формально правило еволюції індексу версії у часі визначається кусково-заданою функцією переходу:

де предикат формалізує момент завершення адаптації (self-healing), коли після періоду дрейфу () система шляхом пріоритетного донавчання повертає метрику розбіжності у стабільний діапазон або фіксує формування нового стійкого кластера розподілу (накопичення екземплярів) протягом часового інтервалу .

Параметри та є структурними гіперпараметрами інерційності системи, що визначаються емпірично на основі аналізу історичних логів. Вони балансують чутливість моделі: запобігають передчасному перемиканню версій через випадкові шуми, але гарантують перехід при стабільному закріпленні нових патернів.

Таким чином, у запропонованій математичній моделі змінна виступає не просто адміністративним лічильником регламенту, а об'єктивним індикатором статистичних епох стабільності (statistical stability epochs) автоматизованого бізнес-процесу. Такий підхід перетворює предиктивну модель з пасивного спостерігача на когнітивно керовану систему, здатну автономно регулювати власні межі компетенції в умовах безперервної еволюції бізнес-середовища.

### Математичний апарат топологічної діагностики та типологізації структурного дрейфу

Спрацювання механізму Reliability Semaphore (перехід у стан ) фіксує вихід графа екземпляра або загального розподілу процесу за межі навчального маніфолду. Важливою властивістю семафора є те, що він оцінює нелінійну суперпозицію всіх параметрів системи. Відповідно, OOD-стан може бути наслідком як одного критичного порушення, так і синергетичного накопичення кількох субкритичних відхилень, які сумарно виводять модель за межі компетенції. Для розкладання цієї сукупної аномалії на інтерпретовані бізнес-причини вводиться апарат топологічної та параметричної діагностики.

Результатом роботи цього апарату є формування діагностичного профілю - вектора ймовірностей , де кожна компонента відображає ймовірність (або ступінь вираженості у відсотках) відповідного типу дрейфу. Перехід від сирих значень відхилень до ймовірнісного простору здійснюється за допомогою логістичної функції:

де , - базовий поріг чутливості для відповідної метрики, а - коефіцієнт масштабування. Таке нормування дозволяє оцінювати кожен вимір дрейфу за єдиною шкалою від 0 до 100%.

Класифікація етіології дрейфу здійснюється на основі аналізу профілю . Окремим фундаментальним сценарієм є випадок, коли норма вектора ймовірностей наближається до нуля (), проте семафор стабільно сигналізує про загальну невідповідність (). У такій ситуації система діагностує *епістемічний розрив* (Epistemic Gap) - стан неповної спостережуваності, коли критичні зміни бізнес-логіки відбуваються поза межами інформаційної системи (). Це свідчить про наявність “тіньових” процесів, які вимагають не перенавчання моделі, а розширення сенсорного покриття. У всіх інших випадках детальна діагностика спирається на розрахунок відповідних сирих метрик , які подаються на вхід логістичної функції.

Першою базовою компонентою є міра структурного дрейфу (Control-Flow Drift), яка фіксує появу нерегламентованих шляхів (Workarounds), пропуск кроків або утворення “тіньових” циклів. Для кожного вузла обчислюється вектор локальних топологічних дельт:

де , та - ступінь вузла, центральність за посередництвом та коефіцієнт кластеризації. Глобальна сира міра визначається через зважену евклідову норму агрегованого вектора:

де - вектор нормалізаційних ваг, - добуток Адамара.

Друга компонента, , відповідає за дрейф даних (Data Drift). Вона відображає зміну правил маршрутизації під впливом нових атрибутів просторів та . Нехай - еталонний розподіл ключового атрибута, а - спостережуваний. Модель використовує дивергенцію Дженсена-Шеннона:

де - дивергенція Кульбака-Лейблера.

Третій вимір діагностики формалізує часовий дрейф (Time Drift), що проявляється як деградація продуктивності без зміни топології. Нехай - тривалість виконання процесу. Модель оцінює максимальний відносний зсув у верхніх квантилях () та зміну ймовірності порушення нормативного SLA-часу :

де - квантильна функція, - балансуючий коефіцієнт.

Нарешті, міра ресурсного дрейфу (Resource Drift) фіксує дисбаланс навантаження на множину виконавців . Нехай - емпірична ймовірність призначення задачі на ресурс . Оцінка перерозподілу здійснюється через зміну коефіцієнта Джині (Gini Impurity) :

Таким чином, запропонований багатовимірний математичний апарат дозволяє розкласти складний, синергетичний OOD-стан на незалежні ймовірнісні бізнес-компоненти. Це забезпечує перехід від простої фіксації аномалії до її інтерпретованої алгоритмічної діагностики, дозволяючи системі точно вказувати на першопричину деградації надійності.

Підсумовуючи результати теоретичних досліджень, викладених у поточному підрозділі, сформовано цілісний математичний фундамент структурно-обізнаного (Structural-Aware) управління бізнес-процесами. По-перше, здійснено формалізацію багаторівневого нормативного графового простору знань (EPOKG), що дозволило інтегрувати емпіричні логи, організаційний контекст та жорсткі бізнес-правила в єдину топологію цифрового двійника організації (DTO). На цій основі розроблено математичну модель еволюції процесу, яка кількісно описує структурний дрейф (Concept Drift) та феномен втрати узгодженості.

Для подолання проблеми «холодного старту» обґрунтовано архітектуру контекстно-залежної гібридної адаптації. Вона забезпечує проактивне перенесення знань між версіями без перенавчання ваг моделі (Zero-Shot Adaptation) за умови мінорного ізоморфного дрейфу, а при мажорних структурних розривах - алгоритмічно керує переходом до пріоритетного фонового донавчання (Few-Shot). З метою гарантування безпеки інференсу формалізовано дворівневий механізм контролю меж компетенції (Reliability Semaphore), який математично фіксує вихід системи в OOD-стан та ініціює маршрутизацію низькодовірених прогнозів на експертне опрацювання (Human-in-the-Loop). Зрештою, розроблено математичний апарат топологічної діагностики, що дозволяє декомпозувати загальну аномалію на структурні, параметричні, часові та ресурсні першопричини.

Запропонований теоретичний базис формує необхідні та достатні передумови для алгоритмічної реалізації розроблених моделей та їх подальшої експериментальної валідації.

## Алгоритмічне забезпечення методів аналізу та предиктивного управління бізнес-процесами

Перехід від теоретико-математичного базису, сформованого у підрозділі 3.1, до створення прикладного програмного забезпечення вимагає суворої алгоритмізації розроблених моделей. Цей підрозділ не вводить нових теоретичних сутностей, а слугує прямою обчислювальною реалізацією попередньо визначеного математичного апарату. У межах розділу формалізується наскрізний алгоритмічний конвеєр, що забезпечує практичне застосування оператора еволюції топології , оператора генеративного злиття , функції векторного кодування гетерогенного простору ознак та семафора надійності . Концептуальне розмежування онтології версійності є критично необхідним для забезпечення математичної строгості переходу . Без цього формалізму властивість Zero-Shot Structural Adaptation залишається алгоритмічно не обґрунтованою, а функція семафора надійності - розмитою. Для обґрунтування можливості перенесення абстрактних математичних моделей у промислове середовище BPMS із потоковою обробкою даних, кожна алгоритмічна конструкція супроводжується формальною оцінкою асимптотичної обчислювальної складності та аналізом стабільності оптимізаційних процесів. Такий підхід гарантує збереження цільових математичних властивостей при тензорних перетвореннях та доводить обчислювальну життєздатність розробленої методології.

### Алгоритми формування та векторного кодування гетерогенного простору ознак

Формальна постановка задачі кодування простору ознак полягає у побудові детермінованого обчислювального відображення , здатного трансформувати гетерогенні атрибути процесу у фіксований латентний простір. Для забезпечення математичної узгодженості з моделлю EPOKG, за фіксованої архітектурної параметризації оператор формалізується як детермінований функціонал не лише від емпіричного спостереження, а й від нормативного контексту: . Зв'язок між цими просторами забезпечується через відношення вкладення , що реалізується оператором ізоморфної ін'єкції . Вхідними даними алгоритму є поточний граф спостереження екземпляра процесу та затверджений глобальний простір знань активної нормативної версії , з якого виділяється нормативна семантика та організаційний підграф . Додатково оператор параметризується фіксованим вектором архітектурних гіперпараметрів . Розмірності модальних підпросторів є фіксованими архітектурними гіперпараметрами, що визначають кількість числових координат (ширину) відповідних тензорних представлень вузлів, ребер та глобального документа (кейсу) відповідно. На відміну від множин та , кардинальність яких залежить від конкретного екземпляра графа та версії , розмірності латентних підпросторів є фіксованими архітектурними константами та не залежать від топологічної трансформації .

Виходом алгоритму є мультимодальний кортеж графового представлення , де - матриця вузлових ознак, - sparse-подання структури графа у формі індексу ребер (edge index), - матриця реберних ознак, - вектор глобальних ознак документа (кейсу), а - вектор батч-контексту для паралельної обробки. Важливо зазначити, що оператор є суворо еквіваріантним до перестановки (permutation equivariant) індексації вузлів. Нехай - довільна бієктивна перестановка індексів вузлів. Еквіваріантність формалізується як . Ця властивість гарантується тим, що локальні відображення застосовуються до кожного вузла ізольовано та не залежать від порядку обходу, а топологічні зв'язки ізоморфно переносяться у матрицю . Алгоритм формалізує цей процес як наскрізний обчислювальний конвеєр.

**Алгоритм 1:** Кодування мультимодального простору ознак (EncodingPipeline)

**Input:** Граф , нормативний простір (вкл. ), гіперпараметри

**Output:** Мультимодальний кортеж

1. Ініціалізувати порожні тензори та структуру
2. Отримати вектор глобальних центральностей
3. **for** кожного вузла **do**
4. // Індикаторне кодування з EPOKG та OOV-lookup
5. // Гармонійне кодування Time2Vec
6. // Формування Role2Vec (lookup з глобального )
7. **end for**
8. **for** кожного ребра **do**
9. // Кодування типів зв'язків та затримок
10. **end for**
11. // Глобальний та семантичний контекст
12. // Нормалізація за параметрами версії
13. **return**

**Зауваження 1 (Коректність батчування графів у sparse-поданні).** У представленій архітектурі при формуванні мінібатчів для множини графів виникає сувора вимога: об’єднання графів повинно виконуватися як диз’юнктне . Це реалізується у векторі шляхом додавання топологічного зсуву до індексів вузлів кожного наступного графа: . Це запобігає перекриттю індексів та некоректному міжграфовому message passing.

**Теорема 1 (Версіонна інваріантність та тотальність відображення).** Для будь-якої версії процесу та відповідного їй графа знань , який утворився під дією топологічної трансформації , відображення залишається тотальним на просторі , а розмірності модальних підпросторів залишаються інваріантними: .

*Доведення.* Інваріантність розмірностей забезпечується їх фіксацією на рівні архітектури моделі. Однак для коректності цієї властивості необхідно показати, що відповідні відображення залишаються тотальними при зміні версії процесу. Формально:

.

Тобто для будь-якого вузла довільної версії структурний енкодер визначений і повертає вектор фіксованої довжини.

Поява нових типів вузлів у версії не порушує цієї властивості, оскільки механізм OOV-проєкції забезпечує їх детерміноване відображення у зарезервований підпростір. Відсутні атрибути заповнюються нульовими значеннями з використанням маски видимості . Під час обчислення відстані Махаланобіса оцінювання виконується лише на активному підпросторі, що виключає замасковані координати з розрахунку та запобігає штучному спотворенню коваріаційної структури.

Таким чином, латентний простір зберігає сталу геометрію незалежно від еволюції , що формує основу для Zero-Shot Structural Adaptation.

Для обчислення організаційної перспективи застосовується ітеративний алгоритм Weighted PageRank. Оскільки PageRank визначений для статичних графів, він обчислюється не на динамічному підграфі екземпляра, а на глобальній проекції нормативної версії . Для кожної нової нормативної конфігурації виконується окремий розрахунок вектора центральностей , який кешується та використовується всіма екземплярами процесу цієї версії.

**Алгоритм 1.1:** Інкрементальний Weighted PageRank (Global Role2Vec)

**Input:** Глобальний організаційний підграф поточної версії , вектор , поріг

**Output:** Оновлений глобальний вектор центральностей

1. // Теплий старт: ініціалізація попередньою версією
2. **repeat**
3. for each node do
4. // Сума ваг сусідів
5. // Рівняння демпфування
6. **end for**
7. // Перевірка стабільності рангів
8. **until**
9. **return**

**Лема 1 (Обмеженість модальних підпросторів та стабільність активацій).** За умови застосування оператора , існують константи , що , , .

*Доведення.* Функція нормалізації застосовує Z-перетворення та Min-Max перетворення . Параметри нормалізації (середнє , дисперсія ) жорстко фіксуються в межах нормативної версії . Оскільки кожна компонента вектора обмежена локальною константою , за властивостями норм виконується нерівність . За умови використання ліпшиц-неперервних функцій активації (наприклад, ReLU, де константа Ліпшица ), обмеженість входу математично гарантує обмеженість активацій першого графового шару . Це створює необхідну і достатню умову для стабільності градієнтної оптимізації, оскільки запобігає gradient explosion.

**Лема 2 (Локальна стійкість до структурного збурення).** Нехай - структурна відстань (кількість відмінних ребер/вузлів) між двома спостереженнями , а всі локальні відображення є -ліпшиц-неперервними функціями. Тоді існує константа така, що зміна тензорного представлення обмежена лінійно: .

*Доведення.* Оператор декомпозується на пряму суму незалежних локальних відображень, кожне з яких обмежене константою Ліпшица . Оскільки оператор конкатенації та нормалізації є лінійними операціями з обмеженою нормою, загальне відображення зберігає ліпшиц-неперервність відносно графової топології. Локальна зміна структури на одиниць впливає лише на рядків тензора або . Відповідно, зміна норми Фробеніуса результуючого тензора обмежена зверху величиною , де - агрегована константа перетворення простору. Ця властивість формує математичний базис для роботи семафора надійності (Reliability Semaphore), гарантуючи, що малі природні операційні флуктуації процесу (шум) не викликають експоненційного розбіжності у латентному просторі та не генерують хибних тригерів дрейфу.

**Теорема 2 (Асимптотична складність конвеєра).** Обчислювальна складність генерації кортежу на етапі інференсу є суворо лінійною і становить .

*Доведення.* На етапі інференсу для графа екземпляра ітеративний розрахунок PageRank не виконується, оскільки вектор є кешованим параметром версії . Обхід вузлів із формуванням виконується за . Агрегація ребер займає . Семантична обробка NLP-компонентів розраховується через попередньо навчену (frozen) мовну модель. Оскільки в інференс-режимі застосовуються заздалегідь кешовані (precomputed) ембеддинги або використовується фіксований обчислювальний граф BERT-моделі для текстів обмеженої довжини, складність оператора зводиться до константи . Це гарантує чисто лінійну адитивну залежність , що доводить придатність алгоритму для потокового інференсу.

Аналіз граничних випадків підтверджує стійкість. Поява нового вузла ініціює OOV-маскування. За відсутності текстових атрибутів координати у заповнюються нулями (з урахуванням маски ). Відсутність ресурсного вузла обробляється ініціалізацією базовою вагою рівномірного розподілу. Таким чином, мультимодальний оператор реалізує детерміновану обчислювальну інстанціацію відображення з підрозділу 3.1, формуючи кортеж для передачі модулям GNN, описаним в наступному підрозділі.

Для забезпечення адаптивності топологічної структури до потокового характеру даних, ваги ребер графа EPOKG не є константами, а оновлюються ітеративно за принципом експоненційного згладжування (Exponential Moving Average - EMA) після кожного валідного завершеного сліду :

де - коефіцієнт забування (forgetting factor), що визначає чутливість графа до останніх подій. Це дозволяє математичній моделі EPOKG еволюціонувати в реальному часі разом з процесом.

### Алгоритм прямого поширення та управління цільовими функціями

Задача прямого поширення (forward pass) полягає у побудові детермінованого відображення, що об'єднує поточне емпіричне спостереження екземпляра з еталонним нормативним планом. Позначимо через простір мультимодальних графових представлень. Функціонал моделі визначається як:

де вхідними аргументами є мультимодальний кортеж екземпляра та латентний вектор нормативного плану , а виходом є цільова змінна (наприклад, ймовірність наступної події або тривалість).

Вектор формується на основі активного підграфа поточної версії . Він обчислюється як , де - детермінований агрегатор, що формує компактне латентне подання нормативної структури (наприклад, через попередньо навчений графовий енкодер із глобальним пулінгом або через агрегацію спектральних характеристик). Розмірність є інваріантним архітектурним гіперпараметром, який не змінюється при переході до нових версій . Такий підхід забезпечує диференційованість процесу еволюційної адаптації та дозволяє уникнути жорсткої дискретної маршрутизації (hard-switching) між наборами ваг. Для уникнення катастрофічного забування при зміні регламентів, ідентифікатор версії не застосовується як тригер для прямого вибору матриці параметрів моделі (наприклад, у форматі «якщо , то ваги »). Натомість запропонована архітектура використовує механізм просторового кондиціонування (Domain-Conditioning), в межах якого вводиться ембеддінг версії (Version Embedding) . Це неперервне векторне подання ідентифікатора епохи стабільності у загальному латентному просторі знань дозволяє графовій нейромережі диференціювати правила різних нормативних періодів та адаптуватися до нових структурних умов без ізольованого перенавчання.

Базові ваги графової нейромережі залишаються спільними для всіх епох стабільності, однак процес розповсюдження ознак (Message Passing) динамічно модулюється вектором поточного нормативного плану . При структурному переході від епохи до вектор макро-плану плавно змінює своє положення у латентному маніфолді. Це дозволяє моделі інтерполювати параметри навіть для невідомих раніше конфігурацій процесу, гарантуючи математичну коректність наскрізної ML-адаптації та можливість наскрізного градієнтного оптимізування без використання жорстких евристичних правил. В обчислювальному конвеєрі відіграє роль рекомендаційного контексту (soft guidance), направляючи емпіричний латентний простір, а не виступаючи жорстким правилом маршрутизації (hard constraint).

**[Рис. 3.6. Візуалізація концептуальної схеми Message Passing Readout Fusion Task Head ]**

**Архітектура прямого поширення**

Обчислювальний конвеєр моделі декомпозується на чотири послідовні кроки:

**Крок 1. Message Passing.** Оновлення матриці прихованих станів через агрегацію локальних околів:

де , а - диференційовний графовий оператор, що використовує симетричну функцію агрегації повідомлень по ребрах.

**Крок 2. Readout.** Згортання матриці вузлів у єдиний вектор екземпляра:

де - симетрична функція пулінгу (наприклад, Mean або Max), а - загальна кількість шарів.

**Крок 3. Knowledge Fusion.** Інтеграція топологічного вектору , глобального контексту документа та нормативного плану . Оператор злиття реалізується через багатошаровий перцептрон (MLP):

**Крок 4. Task Head.** Формування фінального прогнозу специфічною проекційною головою :

**Інваріантність представлення**

**Лема 1 (Перестановочна інваріантність прогнозу).** За умови відсутності абсолютних позиційних індексів та використання симетричної функції агрегації в кожному шарі, фінальний прогноз є суворо інваріантним до перестановки індексації вузлів графа.

*Доведення.* Оператор message passing спирається на індекс ребер і симетричну агрегацію, що робить його еквіваріантним до перестановки вузлів (permutation-equivariant). Оператор readout використовує симетричну функцію, незалежну від порядку елементів у матриці , що робить вектор перестановочно-інваріантним (permutation-invariant). Глобальний вектор документа та нормативний план апріорі не залежать від топологічної індексації графа, тому їх конкатенація на етапі злиття не порушує структурних властивостей. Оскільки подальші кроки та оперують виключно інваріантними векторами, композиція функцій математично гарантує інваріантність фінального прогнозу .

**Управління цільовими функціями**

Базова оптимізація ваг архітектури здійснюється виключно через мінімізацію цільової функції конкретної задачі (наприклад, крос-ентропія для класифікації або MSE для регресії).

Для сценаріїв Zero-Shot адаптації та стабілізації навчання в умовах структурного холодного статру, що виникає під час еволюції версій процесу, функціонал втрат може бути розширений структурним регуляризатором::

У простій архітектурі реалізується як середньоквадратичне відхилення (MSE) між спроєктованим емпіричним вектором та нормативним планом: . Геометрично цей регуляризатор стимулює нормативне вирівнювання латентного простору, узгоджуючи емпіричні спостереження з нормативною структурою процесу. Лінійна проєкція використовується для узгодження розмірностей та збереження стабільності оптимізації.

Для уникнення колапсу представлень (representation collapse), коефіцієнт балансування відіграє роль структурного стабілізатора. У класичних підходах він є статичним гіперпараметром. Проте, враховуючи необхідність автоматичної адаптації до дрейфу концепцій, у запропонованій методології формалізується як динамічна змінна керування, залежна від поточного рівня структурної розбіжності . Формально закон управління регуляризацією визначається функцією релаксації:

де: - базова жорсткість регуляризації у стабільному стані (коли ), - поріг толерантності до дрейфу. Це забезпечує механізм автоматичного перемикання режимів: **Режим стабілізації ():** , тут модель жорстко утримується в межах нормативного регламенту; **Режим адаптації ():** лінійно зменшується, дозволяючи градієнтам (емпіричним даним) домінувати над (старим правилом) для вивчення нових патернів; **Режим повного дрейфу ():** , структурна регуляризація повністю відключається, дозволяючи моделі неупереджено оцінити нову топологію перед формуванням версії .

Для класичних лінійних GNN-архітектур типу GCN або GraphSAGE обчислювальна складність одного шару становить , де - фіксована ширина прихованого простору. Операції Readout та Knowledge Fusion виконуються за час та відповідно. Таким чином, за умови фіксованої ширини та константної кількості шарів , загальна асимптотична складність прямого поширення є лінійною відносно топології , що гарантує обчислювальну ефективність алгоритму та його придатність для масштабованого інференсу в умовах зростання та .

Оптимізація параметрів виконується в режимі Online Stochastic Gradient Descent (SGD). Враховуючи необхідність швидкої синхронізації при дрейфі, формування навчальних міні-батчів здійснюється за стратегією Prioritized Experience Replay:

де - ймовірність вибору -го кейсу для донавчання, а - пріоритет, який корелює з величиною помилки прогнозу або фактом активації макро-дрейфу. Це дозволяє моделі фокусувати обчислювальний ресурс на "найскладніших" нових патернах, забезпечуючи прискорену збіжність без повної зупинки інференсу.

### Алгоритмізація Reliability Semaphore та локалізація епістемічного розриву

Механізм Reliability Semaphore () функціонує як незалежний модуль моніторингу латентного простору, що діє паралельно з основним конвеєром прямого поширення . Його завдання полягає у безперервному контролі епістемічної цілісності моделі (що формально визначається як належність латентних представлень екземплярів до нормативного розподілу версії ) шляхом детекції відхилень фактичних виконань процесу від еталона. Оператор семафора не впливає на обчислення прогнозу і формалізується як композиція двох незалежних метричних рівнів , що здійснюють моніторинг у просторі графових представлень .

**Мікро-рівень (): Інстанс-детекція OOD**

Завдання мікро-рівня полягає у виявленні Out-of-Distribution (OOD) екземплярів, топологія або семантика яких порушує нормативні обмеження. Для оцінки належності вектора екземпляра до нормативного розподілу поточної версії використовується відстань Махаланобіса. Для забезпечення числової стабільності застосовується регуляризована оцінка коваріаційної матриці :

де - вектор середніх нормативної вибірки, а - гіперпараметр регуляризації. У випадку високої розмірності допускається діагональна або низькорангова (low-rank) апроксимація для збереження обчислювальної ефективності. Тригер розриву активується при . Поріг визначається одним із двох способів:

1. Параметричний підхід - за ​-апроксимацією, якщо латентний нормативний простір задовільно описується багатовимірною нормальною моделлю. Перевірка здійснюється шляхом аналізу симетрії, ексцесу (kurtosis) та стабільності оцінки коваріаційної матриці.
2. Непараметричний підхід - через емпіричний квантиль ​ розподілу значень ​ на валідаційній нормативній вибірці:

що забезпечує контроль рівня хибнопозитивних спрацювань без припущення нормальності.

У випадку суттєвого відхилення латентного простору від гаусової моделі використовується непараметрична оцінка як більш робастний механізм.

**Макро-рівень (): Детекція структурного дрейфу**

Завдання макро-рівня полягає в ідентифікації системного топологічного дрейфу (Concept Drift) для ініціалізації контрольованої макро-реконфігурації системи (Regime Shift). Ковзне вікно з останніх екземплярів (емпіричний розподіл ) порівнюється з нормативним розподілом через 1-шу відстань Вассерштейна. Вибір метрики замість класичних інформаційних дивергенцій (наприклад, Kullback-Leibler або Jensen-Shannon) зумовлений її здатністю генерувати неперервну міру розбіжності навіть для розподілів із неперетинними носіями (non-overlapping supports) (Arjovsky et al., 2017). Оскільки мажорний структурний дрейф бізнес-процесу призводить до зміщення латентних репрезентацій на ортогональні маніфолди, лише апарат оптимального транспорту (Villani, 2009) здатний забезпечити стабільний градієнтний сигнал та коректну кількісну оцінку такого розриву.

Метрика обрана через її математичну коректність: вона залишається визначеною та стабільною для розподілів із неперетинними носіями (non-overlapping supports), що є характерним при різкій зміні структури процесу. Дрейф фіксується при протягом стабільного періоду або при накопиченні мінімально необхідної кількості аномальних екземплярів $M$. Величини та не обчислюються аналітично, а є гіперпараметрами, що налаштовуються залежно від пропускної здатності (throughput) конкретного бізнес-процесу. Ініціалізація нового нормативного режиму відбувається після стабільної активації та підтверджується переоцінкою нормативного підграфа розриву в EPOKG.

**Формалізація маркованого інференсу (Trust-Aware Inference)**

Оскільки в умовах безперервного навчання (Continuous Learning) потік інференсу не блокується навіть при значних відхиленнях, фінальним результатом роботи інтелектуальної системи у момент часу є не точковий прогноз , а структурований кортеж , що інтегрує прогноз із метрикою довіри:

де - функція визначення рівня довіри (Trust Score), яка базується на станах семафора надійності:

Така формалізація усуває необхідність жорсткого блокування прогнозів (Out-of-Scope відхилення). Натомість система делегує право на прийняття рішень рівню бізнес-логіки BPMS: стан дозволяє автоматичне виконання дії; стан ініціює маршрутизацію конкретного екземпляра на ручний розгляд експерта; стан маркує всі поточні прогнози як низькодовірені ("best-effort prediction") на період проходження системою інтенсивного донавчання та стабілізації .

**Взаємодія зі структурним регуляризатором**

У системі присутня внутрішня напруга: структурний регуляризатор жорстко вирівнює емпіричний простір до нормативного плану , тоді як макро-семафор намагається зафіксувати відхилення. Для запобігання “маскуванню” істинного дрейфу через штучне притискання простору до нормативу, макро-семафор оцінює латентний простір екземплярів суворо до застосування регуляризаційного градієнта поточної ітерації. Додатково, коефіцієнт балансування динамічно адаптується за функцією:

де - базова вага регуляризатора. Це гарантує плавне відключення регуляризатора при наближенні макро-метрики до критичної межі, дозволяючи простору відобразити легітимний зсув даних без ручного втручання або осциляцій.

**Локалізація епістемічного розриву**

При активації виконується топологічна локалізація першопричини через градієнтну атрибуцію відносно вхідних ознак (аналогічно методам saliency mapping). Градієнт відстані Махаланобіса має аналітичну форму, що забезпечує стабільність атрибуції напряму відхилення. Для запобігання чисельній нестабільності при вводиться мала константа :

Значення локалізації для кожного вузла обчислюється за ланцюговим правилом:

Вузли з найвищими значеннями утворюють підграф розриву , вказуючи на події, що порушили нормативну логіку.

**Алгоритм:** Контроль епістемічного розриву (Reliability Semaphore)

**Input:** Вектор , тензор , параметри , буфер , пороги , вага

**Output:** Тригери та вектор локалізації

1. // Оцінка відхилення від нормативу
2. // Детекція OOD-екземпляра
3. **if** **then**
4. // Топологічна локалізація розриву
5. **end if**
6. // Оновлення ковзного вікна
7. **if** **then** // Періодичний моніторинг
8. // Розрахунок дрейфу (Вассерштейн)
9. // Адаптивне ослаблення регуляризатора
10. // Фіксація зміни версії процесу
11. **else**
12. **end if**
13. **return**

**Обчислювальна складність та масштабованість**

Семафор є обчислювально легким розширенням. Оскільки обернена матриця обчислюється одноразово для версії та кешується, розрахунок вимагає операцій. Алгоритм локалізації потребує одного зворотного проходу зі складністю , який ініціюється виключно для аномальних екземплярів. На макро-рівні апроксимація відстані Вассерштейна має квадратичну асимптотичну складність від розміру вікна , проте обчислюється періодично на рівні батчів. Це гарантує придатність архітектури для масштабованого інференсу без створення обчислювальних вузьких місць.

## Архітектура та життєвий цикл предиктивної системи

Цей підрозділ формалізує системну організацію запропонованої методології та демонструє її повний життєвий цикл. Описана архітектура визначає концептуальну взаємодію математичних моделей та алгоритмів у межах єдиної адаптивної ML-системи.

У класичних задачах машинного навчання проблема структурного дрейфу та супроводу історичних даних вирішується методами безперервного навчання (Continual Learning). Проте використання класичних CL-алгоритмів (Elastic Weight Consolidation, Learning without Forgetting) у корпоративних BPM-системах є обчислювально надлишковим і не гарантує суворої відповідності регламентам. У запропонованій методології проблема катастрофічного забування (Catastrophic Forgetting) вирішується не на рівні регуляризації функції втрат, а на архітектурному рівні подання даних. Оскільки граф нормативних знань EOPKG (включаючи індекс версії ) подається на вхід мережі як структурна умова (Conditioning), модель діє як Domain-Conditioned GNN. Це дозволяє єдиній параметричній моделі динамічно перемикати контекст інференсу між різними версіями процесу без ризику інтерференції знань.

Глобальна формальна мета архітектури полягає у багатокритеріальній оптимізації прогнозної точності та структурної узгодженості латентного простору. У режимі стабільного функціонування система здійснює мінімізацію композитного функціоналу:

де:

* - функція втрат основної задачі прогнозування (Task Loss), що оптимізує точність емпіричного інференсу; - структурний регуляризатор, що утримує латентні представлення в межах нормативного маніфолду поточного регламенту ; - динамічний коефіцієнт релаксації, що монотонно спадає залежно від міри структурного дрейфу ; - параметри єдиної графової нейромережі процесного домену.

Статус оптимізації керується індикатором макро-дрейфу , який математично визначається через поріг толерантності :

Індикатор виступає операційним обмеженням (operational constraint) і виконує роль жорсткого алгоритмічного перемикача.

При система функціонує в режимі стабільної фонової оптимізації (Online Fine-Tuning) та генерує прогнози з високим рівнем алгоритмічної довіри.

При порушується умова структурної стабільності. Це не блокує потік даних, але кардинально змінює режим функціонування: базова оптимізація параметрів призупиняється на користь ініціалізації нового нормативного режиму (Regime Shift) та контрольованого донавчання на буфері експертних рішень. Операційний інференс при цьому продовжується виключно в режимі обмеженої валідності (best-effort prediction) із примусовим маркуванням критичної недовіри для ініціалізації Human-in-the-Loop.

### Логічна архітектура та інтеграція алгоритмів

Для реалізації заявленої цільової методології архітектура системи декомпозується на п'ять взаємопов'язаних функціональних шарів. Вхідним рівнем виступає простір нормативних знань (Data Layer), який містить динамічний граф EPOKG та відповідає за миттєву доступність актуальної процесної топології для нових екземплярів. Ваги структурних зв'язків на цьому рівні оновлюються в реальному часі. Далі дані надходять до модуля мультимодальної трансформації (Encoding Layer), де реалізується оператор , що відповідає за детерміновану ізоморфну ін'єкцію сирих атрибутів емпіричного графа у загальний нормативний простір з утворенням тензорного кортежу .

Сформовані векторні подання передаються до прогностичного ядра (Predictive Core), де реалізується функціонал прямого поширення . Ядро об'єднує алгоритми Message Passing, оператор генеративного злиття з макро-планом та проєкційні голови для формування фінального прогнозу . Паралельно з інференсом функціонує шар надійності (Reliability Layer), що імплементує механізм алгоритмічного семафора . Цей незалежний модуль здійснює безперервний мікро-контроль OOD-екземплярів () та макро-контроль структурного дрейфу (). Замикає архітектуру шар управління еволюцією (Version Control Layer), який формалізує алгоритмічні критерії адаптації EPOKG, керує стратегією пріоритезації навчальних вибірок (Prioritized Experience Replay) та синхронізує швидку динаміку оновлення графів із повільною динамікою оновлення ваг .

Інформаційні потоки (Data Flow) в межах описаної архітектури функціонують у режимі безперервної доступності (Always-On). Конвеєр швидкого прогнозування (Fast Inference Loop) працює асинхронно та технічно ізольовано від ресурсомістких процедур ініціалізації нової регламентної версії . Залежно від поточного стану індикатора дрейфу, потоки маршрутизуються за трьома сценаріями. У режимі стабільної експлуатації () система генерує прогнози з високим рівнем довіри, а нові події використовуються для фонового донавчання з низьким пріоритетом. При наближенні дивергенції до критичного порогу () система переходить у фазу активної адаптації: інференс супроводжується попередженням про зниження алгоритмічної впевненості, коефіцієнт релаксації динамічно зменшується, що дозволяє прогностичному ядру відхилятися від застарілого нормативу ще до офіційної зміни регламенту. У випадку фіксації критичного дрейфу () потік автоматичних рішень блокується. Бізнес-користувачі отримують прогнози в режимі обмеженої валідності (best-effort prediction) з маркуванням критичної недовіри, а система ескалює управління, виділяючи максимальний обчислювальний пріоритет для мінімізації помилки на нових патернах поведінки.

### Інтегрований життєвий цикл адаптивного управління

Запропонована методологія реалізується через безперервний інтегрований цикл адаптивного управління, який адаптує класичну парадигму безперервного вдосконалення (PDCA) до специфіки інтелектуальних BPMS-систем. Цей макро-цикл складається з чотирьох етапів: 1) *структурна ініціалізація*, де плоскі логи та моделі перетворюються на граф EPOKG; 2) *предиктивний інференс*, де GNN-ядро генерує прогнози в реальному часі; 3) *моніторинг та маршрутизація*, де OOD-семафор оцінює рівень епістемічної довіри до прогнозів; 4) *інкрементальна адаптація*, де виявлені дрейфи використовуються для фонового донавчання моделі та оновлення нормативної бази.

Ключовим алгоритмічним механізмом забезпечення цього безперервного циклу є управління регламентними версіями. У запропонованій методології зміна індексу розглядається не як створення та навчання нової ізольованої моделі, а як ініціалізація нового нормативного режиму в межах єдиної параметричної моделі . Це концептуально усуває семантичний розрив між регламентним управлінням та статистичною реальністю.

Ініціалізація нової епохи стабільності може бути викликана двома незалежними тригерами. Перший — нормативний перехід (Top-Down Trigger), що виникає при директивному впровадженні оновленої еталонної моделі (BPMN/DMN) власниками процесу. У цьому випадку система примусово інкрементує та оновлює макро-структуру нормативного графа EPOKG, ініціюючи режим трансферного навчання для швидкої адаптації мережі (Zero-Shot Adaptation). Другий — емпіричний перехід (Bottom-Up Trigger), що спирається на алгоритмічне підтвердження структурного дрейфу (Concept Drift). Навіть за відсутності формальних управлінських наказів, якщо система детектує стабільне формування нової топології (коли метрика опускається нижче порогу відновлення ), зміна версії фіксується алгоритмічно. Це сигналізує бізнесу про фактичну мутацію процесу та ініціює процедуру легалізації виявлених «тіньових» маршрутів експертами (Human-in-the-Loop).

Така подвійна природа індексу дозволяє системі органічно поєднувати жорстке регламентне управління з гнучкістю, керованою даними. Функціонування бізнес-процесу розглядається як послідовність статистичних епох стабільності, де мікро-динаміка поточної версії всередині макро-циклу складається з чотирьох послідовних станів:

На етапі **стабільної експлуатації** метрика дрейфу перебуває в межах норми (). Макро-семафор деактивовано (), і система працює в режимі високої алгоритмічної довіри (VALID). Динамічний коефіцієнт регуляризації утримується на базовому рівні (), що жорстко обмежує латентні подання моделі в межах поточного нормативного простору .

Стан **детекції структурної деградації** ініціюється, коли зміна зовнішніх умов призводить до зростання відстані Вассерштейна (). Семафор перемикається (), а результати інференсу маркуються як низькодовірені (WARNING\_MACRO). На цьому етапі система визначає підграф епістемічного розриву , який локалізує зону топологічних змін. Підграф формується на основі аналізу динаміки структурних метрик EPOKG: зміна нормалізованого ступеня вузлів вказує на появу нових обхідних маршрутів (workarounds), відхилення центральності за посередництвом фіксує міграцію «вузьких місць», а коефіцієнт кластеризації слугує індикатором формування циклів переробок. Якщо деградація є локальною (мінорний дрейф), система продовжує прогнозування з базовим маркуванням довіри. Якщо кумулятивне відхилення перевищує критичний поріг ізоморфізму (мажорний дрейф), граф переходить у стан глибокого OOD. У цьому випадку автоматичний інференс продовжується виключно в режимі обмеженої валідності (best-effort prediction) з примусовою маршрутизацією рішень на експертів.

У стані **активної ресинхронізації** закриті експертами кейси безперервно поповнюють буфер досвіду. Система активує алгоритми гібридного донавчання: регуляризатор динамічно зменшується, а графова нейромережа фокусно оновлює ваги з максимальним обчислювальним пріоритетом на топологію . Це дозволяє моделі адаптуватися до нових емпіричних реалій, зберігаючи компетенцію щодо попередніх версій через структурне кондиціонування.

Завершується еволюція станом **емпіричного підтвердження та режимного зсуву** (Self-Healing & Regime Shift). Коли стабільно опускається нижче порогу і утримується там протягом контрольного інтервалу , система фіксує формування нового стійкого латентного маніфолду. Алгоритмічний семафор скидається в нуль, ініціалізується новий нормативний режим (), і цикл адаптивного управління замикається, повертаючи систему до стану стабільної експлуатації в оновленому контексті.

### Обмеження застосовності запропонованої методології

Для забезпечення наукової об'єктивності та визначення меж застосовності розробленої системи слід формалізувати ключові обмеження, що випливають з обраної архітектури безперервного навчання:

**Ризик інтерференції у спільному просторі параметрів (Parameter Interference Risk):** Незважаючи на кондиціонування латентного простору ідентифікатором версії , архітектура використовує спільний набір вагових коефіцієнтів для всіх нормативних режимів. При інтенсивному макро-донавчанні на новій версії градієнтні оновлення здатні спричинити зміщення глобальних параметрів, що створює ризик деградації точності інференсу для залишкових екземплярів історичної версії . Застосований буфер досвіду (Experience Replay) лише пом'якшує це явище, забезпечуючи тимчасове вікно стабільності для завершення старих процесів, але не гарантує повної консервації знань при довготривалій експлуатації.

**Вразливість до стохастичного шуму та аномалій.** Оскільки оновлення топології нормативного графа EPOKG відбувається в режимі реального часу без етапу глибокої офлайн-фільтрації, система є вразливою до короткострокових викидів та атак типу «отруєння даних» (Data Poisoning). До моменту статистичної стабілізації нових ваг такі події здатні викликати хибне спрацювання алгоритмічного семафора та ініціювати безпідставну процедуру активної ресинхронізації, що потребує побудови додаткового механізму контролю оновлення.

**Обмеження ймовірнісних припущень топологічного простору.** Використання відстані Махаланобіса на мікро-рівні OOD-моніторингу спирається на жорстке припущення про наближеність розподілу латентних ознак до багатовимірного нормального закону. У випадку формування складної мультимодальної або тяжкохвостої (heavy-tailed) поведінки процесу в просторі , чутливість метрики неминуче знижується. Це вимагає залучення обчислювально дорогих нелінійних методів (наприклад, ядерної оцінки щільності) для збереження надійності маркування довіри.

**Висока обчислювальна ресурсоємність (Computational Overhead).** Підтримка динамічного гетерогенного графа EPOKG, перерахунок метрик центральності в реальному часі та постійне обчислення градієнтів на міні-батчах у фоновому режимі висувають підвищені вимоги до апаратного забезпечення. На відміну від статичних ML-моделей, що оновлюються дискретно, запропонована методологія вимагає постійної наявності спеціалізованих тензорних прискорювачів для забезпечення безперебійного паралелізму на рівні графових операцій.

## Висновки до третього розділу

У третьому розділі розроблено цілісний математичний та алгоритмічний фундамент структурно-обізнаного (Structure-Aware) управління бізнес-процесами в умовах безперервної еволюції їх топології. Основні наукові та теоретико-методологічні результати розділу полягають у наступному:

1. **Формалізовано багаторівневий нормативний простір знань (EOPKG):** Розроблено математичну модель графа знань, що інтегрує структурний, організаційний та версійно-часовий виміри. Ця інтеграція формує єдиний семантичний шар цифрового двійника організації (DTO), знімаючи методологічне протиріччя між декларативними обмеженнями середовища та імперативним виконанням процесів.
2. **Створено архітектуру предиктивного ядра на базі Domain-Conditioned GNN:** Теоретично обґрунтовано відмову від ресурсоємних ансамблевих підходів (Model-per-Version) на користь єдиної параметричної моделі в межах процесного домену. Індекс версії формалізовано виключно як динамічний структурний атрибут (Conditioning Variable), що дозволяє системі керувати нормативним контекстом без заміни обчислювального ядра.
3. **Розроблено математичний апарат топологічної детекції дрейфу:** Запропоновано використання 1-ї відстані Вассерштейна ($\mathcal{W}\_1$) для оцінки дивергенції між нормативним та емпіричним латентними розподілами. Введено індикатор макро-дрейфу ($s\_{macro}$), який діє як операційне обмеження (operational constraint): його активація призупиняє фонову оптимізацію і переводить інференс у режим обмеженої валідності (best-effort prediction) для ініціалізації експертного втручання.
4. **Сформовано ієрархічну стратегію адаптивного навчання:** Запропоновано дворівневий механізм, що поєднує фонову мікро-адаптацію (Online Fine-Tuning) на базі поточного регламенту та контрольовану макро-реконфігурацію (Regime Shift) при підтвердженому структурному розриві. Використання цільової функції з динамічним коефіцієнтом релаксації суттєво знижує ризик катастрофічного забування історичних регламентів, виступаючи алгоритмічно ефективною альтернативою методам класичного Continual Learning.
5. **Визначено альтернативний механізм емпірично-керованої ініціалізації:** Як перспективну адаптацію для середовищ без суворої BPMN-документації теоретично обґрунтовано можливість використання розробленого метричного апарату в комбінації з методами Process Discovery для автоматичного темпорального сегментування логів та самостійної генерації системою нових нормативних версій у просторі EOPKG.

Запропонований теоретичний базис формує необхідні та достатні передумови для переходу до етапу програмної інженерії, проведення експериментальних досліджень та практичної валідації розроблених моделей.

# ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ВАЛІДАЦІЯ МЕТОДОЛОГІЇ

## Методика експериментального дослідження та архітектура випробувального стенда

**Мета:** Описати умови, що забезпечують відтворюваність експериментів.

**Набори даних:** Еталонні логи (BPI Challenge 2017/2019), реальні дани з корпоративних систем та синтетичні датасети з імітацією еволюції (Top-Down та Bottom-Up дрейф).

**Підготовка даних**: як саме ділились дані на Train/Validation/Test. Для часових рядів і логів БП важливо використовувати **Temporal Split** (навчання на старих кейсах (версіях), тест на нових), а не випадковий (Random Shuffle), щоб уникнути "витоку даних з майбутнього" (data leakage).

**Система метрик:** \* *Класичні:* Accuracy, F1-score, Top-K.

* *Специфічні:* Out-of-Scope Rate (OOS, відсоток структурних порушень), відстань Вассерштейна ($\mathcal{W}\_1$) для детекції OOD.
* *Системні:* Latency (мс/інференс), RAM overhead.

**Інструментарій:** Конфігурація середовища (PyTorch Geometric, pm4py) та конвеєр підготовки графових даних.

## Вплив структурної репрезентації EPOKG та обсягу контексту на якість інференсу

*(Закриває Завдання 1. Поглинає Статті 1, 2, 3)*

**Експеримент 4.2.1 (Baseline vs. GNN):** Порівняння "плоских" архітектур (LSTM/RNN) із базовою GNN. Доказ того, що без топології моделі швидко досягають стелі точності. Візуалізація результатів у вигляді порівняльних таблиць.

**Експеримент 4.2.2 (Logs-only vs. BPMN/EPOKG):** Фіксація приросту F1-score завдяки структурній обізнаності. Демонстрація графіка, де накладання графа EPOKG дає статистично значущу вищу точність порівняно з навчанням лише на подієвих логах.

**Експеримент 4.2.3 (Чутливість до довжини префікса):** Аналіз динаміки деградації прогнозів. Графічне доведення того, що EPOKG нівелює втрату контексту на довгих трасах (на відміну від рекурентних мереж).

## Оцінка ефективності дуальної архітектури в задачах мінімізації структурних відхилень *(Закриває Завдання 2)*

**Експеримент 4.3.1 (Ізольований Агент):** Тестування генератора (жадібна оптимізація локальної точності). Вимірювання метрики Out-of-Scope (частота заведення процесу в «глухі кути» та порушення регламенту).

**Експеримент 4.3.2 (Агент-Критик):** Включення модуля уваги (макро-плану). Порівняльний аналіз, який доводить, що дуальна архітектура усуває "галюцинації" моделі, знижуючи OOS Rate майже до нуля і зберігаючи цілеспрямованість процесу.

## Валідація механізмів управління компетенцією та адаптації до топологічного дрейфу

*(Закриває Завдання 3 і 4. Ядро майбутньої статті у Scopus)*

**Експеримент 4.4.1 (Детекція дрейфу - Семафор):** Введення тіньових маршрутів. Побудова кривих ROC-AUC для Reliability Semaphore. Оцінка здатності відрізняти шум від структурного зсуву та алгоритмічно коригувати коефіцієнт $\beta$.

**Експеримент 4.4.2 (Адаптація - Версійність):** Моделювання зміни регламенту ($\kappa \to \kappa+1$). Графіки падіння точності: порівняння "звичайної моделі" (глибоке падіння і катастрофічне забування) та "адаптивної моделі" (плавна інтерполяція і швидке відновлення завдяки ембеддінгам версій).

## Комплексна апробація наскрізної архітектури та визначення меж застосовності

*(Закриває Завдання 5. Стрес-тест та системні обмеження)*

**Стрес-тест та продуктивність BPMS:** Запуск повної архітектури. Порівняльний аналіз обчислювальної складності (Latency / Overhead), що доводить прийнятність швидкодії для Enterprise-систем.

**Аналіз специфічних атрибутів графа:** *Це під питанням – якщо дійдуть руки* Виявлений нюанс — вплив включних шлюзів (Inclusive Gateways). Демонстрація того, як такі вузли підвищують точність на рідкісних класах, але локально знижують узагальнювальну здатність моделі (overfitting на специфічних маршрутах). Речення про те, що для Inclusive Gateways застосовується спеціальну стратегію агрегації повідомлень (message passing) у GNN, щоб зменшити ефект перенавчання (overfitting).

**Межі застосовності (Обмеження):** Деталізація умов, за яких методологія є неефективною або надлишковою:

* + Прості лінійні процеси (достатньо класичної регресії).
  + Хаотичні процеси (Spaghetti processes), де побудова нормативного графа неможлива.
  + Системи з жорсткими обмеженнями ресурсів (Embedded BPMS).
  + Залежність семафора від якості первинного Process Mining (ризик False Positives).

## Практичні рекомендації щодо впровадження (MLOps) у корпоративні BPMS

*(Синтезовано з твоїх нотаток. Доводить практичну цінність дисертації)*

**Стратегія Single Generalized Model:** Обґрунтування відмови від "зоопарку моделей". Замість навчання окремої мережі під кожну версію регламенту, пропонується підтримка єдиної глобальної GNN, яка використовує метрику OOS як тригер для фонового перенавчання.

**Перехід до контекстного логування (Data Prep):** Рекомендації щодо збагачення журналів подій: обов'язкове версіонування BPMN, впровадження проміжного шару (EPOKG Builder) для синхронізації "Model-Log", та формалізація бізнес-правил (Knowledge Injection) у вигляді атрибутів ребер графа.

**Гайдлайн реагування Reliability Semaphore:** 1. *Зелений рівень:* Автоматичний інференс.

2. *Жовтий рівень (High Data Drift):* Ініціалізація Continual Learning.

3. *Червоний рівень (Structural Deviation):* Маршрутизація на експерта (Human-in-the-Loop) та алерт для створення нової версії $\kappa$.

**Сценарне моделювання "Що-якщо" (Counterfactual Analysis):** Використання моделі для оцінки "To-Be" процесів шляхом заміни нормативного графа перед фактичним впровадженням змін на підприємстві.

## Висновки до четвертого розділу

# ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено науково-прикладну задачу забезпечення надійності інтелектуальних систем управління бізнес-процесами. Розроблено методологію Structural-Aware Reliability, яка трансформує проблему невідомого дрейфу в задачу контрольованого управління межами застосування моделі.

#TODO: Прописати висновки щоб відповідали кількості задач у вступі та новизні.

**Перспективи для подальших досліджень**: Отримані в дисертаційній роботі результати формують фундаментальний базис для розвитку систем структурно-орієнтованого машинного навчання в управлінні бізнес-процесами. Подальші дослідження доцільно спрямувати за такими векторами:

1. **Інтеграція об'єктно-орієнтованого Process Mining (OCPM).** Перехід від класичних плоских журналів подій до стандарту OCEL (Object-Centric Event Data). Динамічне потокове завантаження багатовимірних об'єктних логів (де одна подія пов'язана з багатьма сутностями) у структуру EPOKG дозволить GNN-моделям враховувати складні відношення «багато-до-багатьох» (наприклад, взаємодію одного замовлення з кількома поставками).
2. **Автоматизація насичення EPOKG через LLM та RAG-архітектури.** Розробка пайплайну автоматичної екстракції бізнес-правил із неструктурованих корпоративних документів (накази, регламенти, політики) за допомогою великих мовних моделей (LLM). Використання генерації з доповненим пошуком (RAG) дозволить динамічно оновлювати топологію та атрибути ребер нормативного графа без необхідності ручного перемальовування BPMN-схем.
3. **Розширення архітектури на крос-системні середовища (ERP, CRM, HR).** Масштабування дуальної архітектури за межі ізольованих BPMS. Інтеграція подій та структурних обмежень із суміжних корпоративних систем дозволить прогнозувати вплив кадрових змін (HR) або дефіциту ресурсів (ERP) на стабільність наскрізних бізнес-процесів.
4. **Еволюція до прескриптивного управління та автоматичної оптимізації.** Перехід від предиктивної аналітики до систем прийняття рішень (Prescriptive BPM). Використання методів навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) поверх латентного простору EPOKG для генерації рекомендацій щодо оптимальної реструктуризації процесу (наприклад, автоматична пропозиція обхідних маршрутів при виникненні «вузьких місць»).
5. **Ретроспективний аналіз (BI) та аудит структурного дрейфу.** Адаптація розробленого математичного апарату семафора компетенції (Reliability Semaphore) для інструментів Business Intelligence. Це дозволить проводити глибокий аудит історичних даних, кількісно вимірювати ROI від впровадження нових версій регламентів та знаходити першопричини (Root Cause Analysis) прихованої деградації процесів.
6. **Структурно-обізнаний Process Discovery.** Використання зворотного інференсу (Reverse Inference) на основі GNN. Замість того, щоб лише прогнозувати дії на основі існуючого графа, модель зможе синтезувати нові, оптимізовані BPMN-схеми, спираючись на виявлені тіньові маршрути, які підтвердили свою ефективність на практиці.
7. **Дослідження гібридних темпорально-топологічних архітектур.** Поглиблений аналіз інтеграції графових мереж із новітніми архітектурами обробки послідовностей (наприклад, State Space Models типу Mamba або спеціалізованими Long-Context Transformers). Це потенційно знизить обчислювальну складність (Overhead) при обробці наддовгих процесних трас, зберігаючи при цьому строгі структурні обмеження.

# СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

Aalst, W. (2023). Object-Centric Process Mining: Unraveling the Fabric of Real Processes. *Mathematics*, *11*, 2691. https://doi.org/10.3390/math11122691

Abbasi, M., Nishat, R. I., Bond, C., Graham-Knight, J. B., Lasserre, P., Lucet, Y., & Najjaran, H. (2024a). A review of AI and machine learning contribution in business process management (process enhancement and process improvement approaches). *Business Process Management Journal*. https://doi.org/10.1108/BPMJ-07-2024-0555

Abbasi, M., Nishat, R. I., Bond, C., Graham-Knight, J. B., Lasserre, P., Lucet, Y., & Najjaran, H. (2024b). A review of AI and machine learning contribution in business process management (process enhancement and process improvement approaches). *Business Process Management Journal*. https://doi.org/10.1108/BPMJ-07-2024-0555

Abdulkadirov, R., Lyakhov, P., & Nagornov, N. (2023). Survey of Optimization Algorithms in Modern Neural Networks. *Mathematics*, *11*(11), 2466. https://doi.org/10.3390/math11112466

Albahadily, H. K., Mohammed, M. Q., & Mohammed, A. K. (2023). A Practical Guide of Machine Learning Algorithms and Applications. *International Journal of Applied Information Systems*, *12*(40), 8–13. https://doi.org/10.5120/ijais2023451938

Albuquerque Filho, J. E. De, Brandao, L. C. P., Fernandes, B. J. T., & Maciel, A. M. A. (2022). A Review of Neural Networks for Anomaly Detection. *IEEE Access*, *10*(September), 112342–112367. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3216007

Ammann, L., Martinez-Gil, J., Mayr, M., & Chasparis, G. C. (2025). Automated Knowledge Graph Learning in Industrial Processes. *Procedia Computer Science*, *253*, 2428–2437. https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.01.303

Arjovsky, M., Chintala, S., & Bottou, L. (2017). *Wasserstein GAN*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1701.07875

Åström, K. J., & Murray, R. (2008). Feedback Systems: An Introduction for Scientists and Engineers. *Feedback Systems: An Introduction for Scientists and Engineers*.

Åström, K. J., & Wittenmark, B. (2008). *Adaptive Control*.

Bachhofner, S., Kiesling, E., Revoredo, K., Waibel, P., & Polleres, A. (2022). *Automated Process Knowledge Graph Construction from BPMN Models* (pp. 32–47). https://doi.org/10.1007/978-3-031-12423-5\_3

Barocas, S., & Selbst, A. D. (2016). Big Data’s Disparate Impact. *California Law Review*, *104*(3), 671–732.

Bellman, R. (1957). *Dynamic Programming*. Princeton University Press.

Bennett, K. P., & Parrado-Hernández, E. (2006). The interplay of optimization and machine learning research. *Journal of Machine Learning Research*, *7*, 1265–1281.

Boggs, P. T., & Tolle, J. W. (1995). Sequential Quadratic Programming. *Acta Numerica*, *4*(January), 1–51. https://doi.org/10.1017/S0962492900002518

Bose, R. P. J. C., & van der Aalst, W. M. P. (2009). Context Aware Trace Clustering: Towards Improving Process Mining Results. *Proceedings of the 2009 SIAM International Conference on Data Mining*, 401–412. https://doi.org/10.1137/1.9781611972795.35

Bose, R. P. J. C., van der Aalst, W. M. P., Zliobaite, I., & Pechenizkiy, M. (2014). Dealing With Concept Drifts in Process Mining. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, *25*(1), 154–171. https://doi.org/10.1109/TNNLS.2013.2278313

Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Wadsworth International Group.

Brocke, J. vom, Schmiedel, T., Recker, J., Trkman, P., Mertens, W., & Viaene, S. (2014). Ten Principles of Good Business Process Management. *Business Process Management Journal*, *20*. https://doi.org/10.1108/BPMJ-06-2013-0074

Brockhoff, T., Uysal, M. S., & van der Aalst, W. M. P. (2020). Time-aware Concept Drift Detection Using the Earth Mover’s Distance. *2020 2nd International Conference on Process Mining (ICPM)*, 33–40. https://doi.org/10.1109/ICPM49681.2020.00016

Bronstein, M., Bruna, J., Lecun, Y., Szlam, A., & Vandergheynst, P. (2016). Geometric Deep Learning: Going beyond Euclidean data. *IEEE Signal Processing Magazine*, *34*. https://doi.org/10.1109/MSP.2017.2693418

Camargo, M., Dumas, M., & González-Rojas, O. (2019). *Learning Accurate LSTM Models of Business Processes* (pp. 286–302). https://doi.org/10.1007/978-3-030-26619-6\_19

Carmona, J., & Gavaldà, R. (2012). *Online Techniques for Dealing with Concept Drift in Process Mining* (pp. 90–102). https://doi.org/10.1007/978-3-642-34156-4\_10

Celik, B., & Vanschoren, J. (2021). Adaptation Strategies for Automated Machine Learning on Evolving Data. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *43*(9), 3067–3078. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3062900

Chalyi, S., & Leshchynskyi, V. (2024a). Construction of explanations in intelligent systems based on the formation of causal dependencies. *Management Information System and Devises*, (180), 4–15. https://doi.org/10.30837/0135-1710.2024.180.004

Chalyi, S., & Leshchynskyi, V. (2024b). Development of process-oriented explanations in intelligent information systems based on possibilistic causal dependencies. *Management Information System and Devises*, (182), 25–33. https://doi.org/10.30837/0135-1710.2024.182.025

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-Vector Networks. *Machine Learning*, *20*(3), 273–297.

Daghero, F., Jahier Pagliari, D., & Poncino, M. (2020). Energy-efficient deep learning inference on edge devices. In *Advances in Computers*. https://doi.org/10.1016/bs.adcom.2020.07.002

Dantzig, G. B. (2002). Linear Programming. *Operations Research*, *50*(1), 42–47. https://doi.org/10.1287/opre.50.1.42.17798

Dasht Bozorgi, Z., Teinemaa, I., Dumas, M., La Rosa, M., & Polyvyanyy, A. (2023). Prescriptive process monitoring based on causal effect estimation. *Information Systems*, *116*, 102198. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.is.2023.102198

de Leoni, M., & Aalst, W. (2013). *Data-Aware Process Mining: Discovering Decisions in Processes Using Alignments*.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, *6*(2), 182–197. https://doi.org/10.1109/4235.996017

Di Francescomarino, C., & Ghidini, C. (2022). *Predictive Process Monitoring* (pp. 320–346). https://doi.org/10.1007/978-3-031-08848-3\_10

Doerr, J. (2018). *Measure What Matters: How Google, Bono, and the Gates Foundation Rock the World with OKRs*. Portfolio.

Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). *Towards A Rigorous Science of Interpretable Machine Learning*.

Dumas, M., La Rosa, M., Mendling, J., & Reijers, H. A. (2018). Fundamentals of Business Process Management. In *Fundamentals of Business Process Management: Second Edition*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-56509-4

Edge, D., Trinh, H., Cheng, N., Bradley, J., Chao, A., Mody, A., Truitt, S., Metropolitansky, D., Ness, R. O., & Larson, J. (2025). *From Local to Global: A Graph RAG Approach to Query-Focused Summarization*.

El-Yaniv, R., & Wiener, Y. (2010). On the Foundations of Noise-free Selective Classification. *Journal of Machine Learning Research*, *11*, 1605–1641.

Ergin, K. (2011). *Evaluation of automated business process optimization*. https://doi.org/https://doi.org/10.18419/OPUS-2802

Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. *Knowledge Discovery and Data Mining*. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:355163

European Commission. (2021). *Proposal for a Regulation of the European Parliament and of the Council Laying Down Harmonised Rules on Artificial Intelligence (Artificial Intelligence Act)*.

Evermann, J., Rehse, J.-R., & Fettke, P. (2017). Predicting process behaviour using deep learning. *Decision Support Systems*, *100*, 129–140. https://doi.org/10.1016/j.dss.2017.04.003

Fahland, D. (2022). *Multi-dimensional Process Analysis* (pp. 27–33). https://doi.org/10.1007/978-3-031-16103-2\_3

Feurer, M., Klein, A., Eggensperger, K., Springenberg, J. T., Blum, M., & Hutter, F. (2015). Efficient and Robust Automated Machine Learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*.

Gal, Y., & Ghahramani, Z. (2016). Dropout as a Bayesian Approximation: Representing Model Uncertainty in Deep Learning. In M. F. Balcan & K. Q. Weinberger (Eds.), *Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning* (Vol. 48, pp. 1050–1059). PMLR. https://proceedings.mlr.press/v48/gal16.html

Galanti, R., Coma-Puig, B., Leoni, M. de, Carmona, J., & Navarin, N. (2020). Explainable Predictive Process Monitoring. *2020 2nd International Conference on Process Mining (ICPM)*, 1–8. https://doi.org/10.1109/ICPM49681.2020.00012

Ghahfarokhi, A. F., Park, G., Berti, A., & van der Aalst, W. M. P. (2021). *OCEL: A Standard for Object-Centric Event Logs* (pp. 169–175). https://doi.org/10.1007/978-3-030-85082-1\_16

Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*, *2*, 2672–2680.

Gottschalk, S., & Demidova, E. (2018). EventKG: A Multilingual Event-Centric Temporal Knowledge Graph. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *10843 LNCS*, 272–287. https://doi.org/10.1007/978-3-319-93417-4\_18

Guan, S., Cheng, X., Bai, L., Zhang, F., Li, Z., Zeng, Y., Jin, X., & Guo, J. (2023). What is Event Knowledge Graph: A Survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *35*(7), 7569–7589. https://doi.org/10.1109/TKDE.2022.3180362

Hamilton, W. L., Ying, R., & Leskovec, J. (2017). *Inductive Representation Learning on Large Graphs*. http://arxiv.org/abs/1706.02216

Hammer, M., & Champy, J. (1993). Reengineering the corporation: A manifesto for business revolution. *Business Horizons*, *36*(5), 90–91. https://doi.org/10.1016/S0007-6813(05)80064-3

Hammer, M., & Champy, J. (1999). *Reengineering the Corporation*. HarperCollins. https://books.google.com.ua/books?id=K46fCYFoBHcC

Han, S., Mao, H., & Dally, W. (2016, February). *Deep Compression: Compressing Deep Neural Networks with Pruning, Trained Quantization and Huffman Coding*.

Hanga, K. M., Kovalchuk, Y., & Gaber, M. M. (2020). A Graph-Based Approach to Interpreting Recurrent Neural Networks in Process Mining. *IEEE Access*, *8*, 172923–172938. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3025999

Harmon, P. (2019). Business process change. *Business Process Change*, 1–21. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815847-0.00001-7

Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, *4*(2), 100–107. https://doi.org/10.1109/TSSC.1968.300136

Hayes-Roth, F., Waterman, D. A., & Lenat, D. B. (1983). *Building Expert Systems*. Addison-Wesley.

Hendrycks, D., & Gimpel, K. (2016). *A Baseline for Detecting Misclassified and Out-of-Distribution Examples in Neural Networks*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1610.02136

Hildebrandt, T., Mukkamala, R. R., & Slaats, T. (2011). Designing a Cross-Organizational Case Management System Using Dynamic Condition Response Graphs. *2011 IEEE 15th International Enterprise Distributed Object Computing Conference*, 161–170. https://doi.org/10.1109/EDOC.2011.35

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, *9*(8), 1735–1780. https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735

Hollnagel, E., Woods, D., & Leveson, N. (2006). Resilience Engineering : Concepts and Precepts. *Resilience Engineering: Concepts and Precepts*.

Hutter, F., Kotthoff, L., & Vanschoren, J. (2019). *Automated Machine Learning*. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-05318-5

Jetschni, J., & Meister, V. G. (2017). Schema engineering for enterprise knowledge graphs: A reflecting survey and case study. *2017 Eighth International Conference on Intelligent Computing and Information Systems (ICICIS)*, 271–277. https://doi.org/10.1109/INTELCIS.2017.8260074

Jin, M., Koh, H. Y., Wen, Q., Zambon, D., Alippi, C., Webb, G. I., King, I., & Pan, S. (2024). A Survey on Graph Neural Networks for Time Series: Forecasting, Classification, Imputation, and Anomaly Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *46*(12), 10466–10485. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2024.3443141

Kampik, T., Warmuth, C., Rebmann, A., Agam, R., Egger, L. N. P., Gerber, A., Hoffart, J., Kolk, J., Herzig, P., Decker, G., van der Aa, H., Polyvyanyy, A., Rinderle-Ma, S., Weber, I., & Weidlich, M. (2024). Large Process Models: A Vision for Business Process Management in the Age of Generative AI. *KI - Kunstliche Intelligenz*. https://doi.org/10.1007/s13218-024-00863-8

Kantorovich, L. V. (1960). Mathematical Methods of Organizing and Planning Production. *Management Science*, *6*(4), 366–422.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The Balanced Scorecard—Measures That Drive Performance. *Harvard Business Review*, *70*(1), 71–79.

Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business School Press.

Kelley, J. E., & Walker, M. R. (1959). Critical-path planning and scheduling. *Papers Presented at the December 1-3, 1959, Eastern Joint IRE-AIEE-ACM Computer Conference, IRE-AIEE-ACM ’59 (Eastern)*, 160–173. https://doi.org/10.1145/1460299.1460318

Kerremans, M. (2017). *Create a Digital Twin of Your Organization to Optimize Business Performance Models*.

Knuth, D. E., & Moore, R. W. (1975). An Analysis of Alpha-Beta Pruning. *Artificial Intelligence*, *6*(4), 293–326.

Krause, F., Kurniawan, K., Kiesling, E., Paulheim, H., & Polleres, A. (2023). On the Representation of Dynamic BPMN Process Executions in Knowledge Graphs. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): 14382 LNCS* (pp. 97–105). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-47745-4\_8

Kunkler, M., Schumann, F., & Rinderle-Ma, S. (2024). A Systematic Review of Business Process Improvement: Achievements and Potentials in Combining Concepts from Operations Research and Business Process Management. *ArXiv Preprint ArXiv:2409.01276*, 1–35. https://arxiv.org/abs/2409.01276%0Ahttps://arxiv.org/pdf/2409.01276

Lee, K., Lee, K., Lee, H., & Shin, J. (2018). *A Simple Unified Framework for Detecting Out-of-Distribution Samples and Adversarial Attacks*.

Legendre, A.-M. (1805). *Nouvelles méthodes pour la détermination des orbites des comètes*. F. Didot.

Leontjeva, A., Conforti, R., Di Francescomarino, C., Dumas, M., & Maggi, F. M. (2015). *Complex Symbolic Sequence Encodings for Predictive Monitoring of Business Processes* (pp. 297–313). https://doi.org/10.1007/978-3-319-23063-4\_21

Leskovec, J. (2023). *CS224W: Machine Learning with Graphs*. http://web.stanford.edu/class/cs224w/

Levykin, V., Levykin, I., Ievlanov, M., & Petrychenko, O. (2025). Improvement in the method of case-based management of end-to-end business processes. *Technology Audit and Production Reserves*, *5*(2(85)), 56–64. https://doi.org/10.15587/2706-5448.2025.340267

Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W., Rocktäschel, T., Riedel, S., & Kiela, D. (2020). *Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.11401

Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. *Communications of the ACM*, *61*(10), 36–43. https://doi.org/10.1145/3233231

Liu, S., Chen, P., Liu, S., Liu, D., Chen, P., Xu, L., & Kolmani, S. (2024). *HKNI : Fusing Neighbor Information for Hyper- Relational Knowledge Graph Completion HKNI : Fusing Neighbor Information for Hyper-Relational Knowledge Graph Completion*. 0–13.

Lloyd, S. (1982). Least Squares Quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory*, *28*(2), 129–137.

Lv, Y., Wang, P., Ji, G., & Wang, L. (2024). Process hyper-relation knowledge graph construction and application. *Journal of Physics: Conference Series*, *2787*(1), 012063. https://doi.org/10.1088/1742-6596/2787/1/012063

Ma, X., Wu, J., Xue, S., Yang, J., Sheng, Q., & Xiong, H. (2021). *A Comprehensive Survey on Graph Anomaly Detection with Deep Learning*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.07178

Malcolm, D. G., Roseboom, J. H., Clark, C. E., & Fazar, W. (1959). Application of a Technique for Research and Development Program Evaluation. *Operations Research*, *7*, 646–669. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:123571107

Malialis, K., Li, J., Panayiotou, C. G., & Polycarpou, M. M. (2024). Incremental Learning with Concept Drift Detection and Prototype-based Embeddings for Graph Stream Classification. *2024 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 1–7. https://doi.org/10.1109/IJCNN60899.2024.10650724

Martjushev, J., R.P., J. C. B., & Aalst, W. (2015). *Change Point Detection and Dealing with Gradual and Multi-order Dynamics in Process Mining*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-21915-8\_11

Medeiros, A., Weijters, A., & Aalst, W. (2007). Genetic process mining: An experimental evaluation. *Data Mining and Knowledge Discovery*, *14*, 245–304. https://doi.org/10.1007/s10618-006-0061-7

Moder, L. E. (2024). Towards Process Excellence – Advancing Data-Driven Process Improvement, Innovation, and Monitoring [Universität Bayreuth]. In *Sustainability (Switzerland)* (Vol. 11, Number 1). http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484\_SISTEM\_PEMBETUNGAN\_TERPUSAT\_STRATEGI\_MELESTARI

Nassif, A. B., Talib, M. A., Nasir, Q., & Dakalbab, F. M. (2021). Machine Learning for Anomaly Detection: A Systematic Review. *IEEE Access*, *9*, 78658–78700. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3083060

Neu, D. A., Lahann, J., & Fettke, P. (2022). A systematic literature review on state-of-the-art deep learning methods for process prediction. *Artificial Intelligence Review*, *55*(2), 801–827. https://doi.org/10.1007/S10462-021-09960-8/FIGURES/6

Newell, A., Shaw, J. C., & Simon, H. A. (1957). Empirical Explorations with the Logic Theorist. *Proceedings of the Western Joint Computer Conference*, 218–239.

Nilsson, N. J. (1982). *Principles of Artificial Intelligence*. Springer.

Ostovar, A., Maaradji, A., La Rosa, M., Hofstede, A., & Dongen, B. (2016). *Detecting Drift from Event Streams of Unpredictable Business Processes*. 330–346. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46397-1\_26

Ould, M. A. . (2005). *Business Process Management : a Rigorous Approach*. 363. https://books.google.com/books/about/Business\_Process\_Management.html?hl=uk&id=qK-d0AjuMmQC

Ovadia, Y., Fertig, E., Ren, J., Nado, Z., Sculley, D., Nowozin, S., Dillon, J., Lakshminarayanan, B., & Snoek, J. (2019). *Can You Trust Your Model’s Uncertainty? Evaluating Predictive Uncertainty Under Dataset Shift*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.02530

Pareja, A., Domeniconi, G., Chen, J., Ma, T., Suzumura, T., Kanezashi, H., Kaler, T., Schardl, T., & Leiserson, C. (2020). EvolveGCN: Evolving Graph Convolutional Networks for Dynamic Graphs. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, *34*, 5363–5370. https://doi.org/10.1609/aaai.v34i04.5984

Parisi, G., Kemker, R., Part, J., Kanan, C., & Wermter, S. (2019). Continual Lifelong Learning with Neural Networks: A Review. *Neural Networks*, *113*, 54–71. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2019.01.012

Park, G., & Aalst, W. (2021). *Realizing A Digital Twin of An Organization Using Action-oriented Process Mining*. https://doi.org/10.1109/ICPM53251.2021.9576846

Park, G., & van der Aalst, W. M. P. (2022). Action-oriented process mining: bridging the gap between insights and actions. *Progress in Artificial Intelligence*. https://doi.org/10.1007/s13748-022-00281-7

Pasquadibisceglie, V., Appice, A., Castellano, G., & Malerba, D. (2019). *Using Convolutional Neural Networks for Predictive Process Analytics*. https://doi.org/10.1109/ICPM.2019.00028

Pearl, J., & Mackenzie, D. (2018). *The Book of Why: The New Science of Cause and Effect*. Basic Books.

Pérez-Ortega, J., Nely Almanza-Ortega, N., Vega-Villalobos, A., Pazos-Rangel, R., Zavala-Díaz, C., & Martínez-Rebollar, A. (2020). The K -Means Algorithm Evolution . *Introduction to Data Science and Machine Learning*. https://doi.org/10.5772/intechopen.85447

Petri, C. A. (1962). *Kommunikation mit Automaten*. Universität Hamburg.

Pham, T. M. T., Premkumar, K., Naili, M., & Yang, J. (2025). Time to Retrain? Detecting Concept Drifts in Machine Learning Systems. *2025 IEEE/ACM 47th International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice (ICSE-SEIP)*, 260–271. https://doi.org/10.1109/ICSE-SEIP66354.2025.00029

Poplavskyi, O. (2024). Modern methods of risk management in Ukrainian energy markets. *Management of Development of Complex Systems*, (58), 162–168. https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.58.162-168

Quinlan, J. R. (1986). Induction of Decision Trees. *Machine Learning*, *1*(1), 81–106.

Quionero-Candela, J., Sugiyama, M., Schwaighofer, A., & Lawrence, N. (2009). *Dataset Shift in Machine Learning*.

Rama-Maneiro, E., Vidal, J., & Lama, M. (2022). Deep Learning for Predictive Business Process Monitoring: Review and Benchmark. *IEEE Transactions on Services Computing*, *16*(1), 1–1. https://doi.org/10.1109/TSC.2021.3139807

Ranjan, R. (2014). Streaming Big Data Processing in Datacenter Clouds. *IEEE Cloud Computing*, *1*(1), 78–83. https://doi.org/10.1109/MCC.2014.22

Recht, B. (2018). *A Tour of Reinforcement Learning: The View from Continuous Control*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.09460

Rivera-Lazo, G., Astudillo, H., & Nanculef, R. (2023). Attention Mechanisms in Process Mining: A Systematic Literature Review. *Proceedings - 2023 49th Latin American Computing Conference, CLEI 2023*, (October). https://doi.org/10.1109/CLEI60451.2023.10346135

Roeglinger, M., König, U., Kerpedzhiev, G., & Rosemann, M. (2017). *Business Process Management in the Digital Age*. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.12087.42408

Rossi, E., Chamberlain, B., Frasca, F., Eynard, D., Monti, F., & Bronstein, M. (2020). *Temporal Graph Networks for Deep Learning on Dynamic Graphs*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10637

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature*, *323*, 533–536.

Sato, D. M. V., De Freitas, S. C., Barddal, J. P., & Scalabrin, E. E. (2022). A Survey on Concept Drift in Process Mining. *ACM Computing Surveys*, *54*(9), 1–38. https://doi.org/10.1145/3472752

Shervashidze, N., Schweitzer, P., Jan, E., Leeuwen, V., Mehlhorn, K., & Borgwardt, K. (2011). Weisfeiler-Lehman Graph Kernels. *Journal of Machine Learning Research*, *1*(12), 1–48.

Snoek, J., Larochelle, H., & Adams, R. P. (2012). Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *4*, 2951–2959. http://arxiv.org/abs/1206.2944

Sontag, E. (1998). Mathematical Control Theory: Deterministic Finite-Dimensional Systems. In *Mathematical Control Theory*. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-0577-7

Sra, S., Nowozin, S., & Wright, S. J. (2013). Optimization for Machine Learning. In *Optimization for Machine Learning*. Now Publishers. https://nowpublishers.com/article/BookDetails/9781638280521

Steinhaus, H. (1956). Sur la division des corps matériels en parties. *Bulletin de l’Académie Polonaise Des Sciences*, *IV*(12), 801–804.

Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction (2nd ed.)*. The MIT Press.

Sze, V., Chen, Y.-H., Yang, T.-J., & Emer, J. S. (2017). Efficient Processing of Deep Neural Networks: A Tutorial and Survey. *Proceedings of the IEEE*, *105*(12), 2295–2329. https://doi.org/10.1109/JPROC.2017.2761740

Tax, N., Verenich, I., La Rosa, M., & Dumas, M. (2017). *Predictive Business Process Monitoring with LSTM Networks* (pp. 477–492). https://doi.org/10.1007/978-3-319-59536-8\_30

Taymouri, F., Rosa, M. La, Dumas, M., & Maggi, F. M. (2021). Business process variant analysis: Survey and classification. *Knowledge-Based Systems*, *211*, 106557. https://doi.org/10.1016/J.KNOSYS.2020.106557

Teinemaa, I., Dumas, M., Rosa, M. La, & Maggi, F. M. (2019). Outcome-Oriented Predictive Process Monitoring: Review and Benchmark. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, *13*(2), 1–57. https://doi.org/10.1145/3301300

Tiwari, A., Vergidis, K., & Roy, R. (2007). Evolutionary Optimization of Business Process Designs. In K. P. Dahal, K. C. Tan, & P. I. Cowling (Eds.), *Evolutionary Scheduling* (Vol. 49, Number April, pp. 513–541). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-48584-1\_1984-1\_19

Tsakalidis, G., & Vergidis, K. (2023). Business Process Redesign: A Systematic Review of Evaluation Approaches. *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, *7*(1), 79–98. https://doi.org/10.31181/dmame712024889

Tsiutsiura, M., & Kovalenko, A. (2024). Evaluation of anomaly detection algorithms using machine learning methods. *Management of Development of Complex Systems*, (58), 80–85. https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.58.80-85

van der Aalst, W. (2016). Process Mining: Data Science in Action. In *Process Mining: Data Science in Action*. Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-49851-4

van der Aalst, W. M. P. (2014). No Knowledge Without Processes: Process Mining as a Tool to Find Out What People and Organizations Really Do. *Proceedings of the International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management (IC3K 2014)*, (January 2014), 11–16.

van der Aalst, W. M. P., de Medeiros, A. K. A., & Weijters, A. J. M. M. (2005). *Genetic Process Mining* (pp. 48–69). https://doi.org/10.1007/11494744\_5

van der Aalst, W., Weijters, T., & Maruster, L. (2004). Workflow mining: discovering process models from event logs. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *16*(9), 1128–1142. https://doi.org/10.1109/TKDE.2004.47

Vapnik, V. N., & Chervonenkis, A. Ya. (1971). On the Uniform Convergence of Relative Frequencies of Events to Their Probabilities. *Theory of Probability and Its Applications*, *16*(2), 264–280.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *30*.

Venugopal, I., Tollich, J., Fairbank, M., & Scherp, A. (2021). A Comparison of Deep-Learning Methods for Analysing and Predicting Business Processes. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, *2021-July*(July). https://doi.org/10.1109/IJCNN52387.2021.9533742

Vidgof, M., Bachhofner, S., & Mendling, J. (2023). Large Language Models for Business Process Management: Opportunities and Challenges. *Lecture Notes in Business Information Processing*, *490 LNBIP*(March), 107–123. https://doi.org/10.1007/978-3-031-41623-1\_7

Villani, C. (2009). *Optimal Transport* (Vol. 338). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-71050-9

von Neumann, J. (1928). Zur Theorie der Gesellschaftsspiele. *Mathematische Annalen*, *100*, 295–320.

Weinzierl, S., Dunzer, S., Zilker, S., & Matzner, M. (2020). Prescriptive business process monitoring for recommending next best actions. *Lecture Notes in Business Information Processing*, *392 LNBIP*(September), 193–209. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58638-6\_12

Weinzierl, S., Zilker, S., Dunzer, S., & Matzner, M. (2024a). Machine learning in business process management: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, *253*, 124181. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124181

Weinzierl, S., Zilker, S., Dunzer, S., & Matzner, M. (2024b). Machine learning in business process management: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, *253*, 124181. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124181

Widrow, B., & Hoff, M. E. (1960). Adaptive Switching Circuits. *IRE WESCON Convention Record*, *4*, 96–104.

Woods, D. (2015). Four concepts for resilience and the implications for the future of resilience engineering. *Reliability Engineering & System Safety*, *141*. https://doi.org/10.1016/j.ress.2015.03.018

Yeshchenko, A., Di Ciccio, C., Mendling, J., & Polyvyanyy, A. (2021). Visual Drift Detection for Sequence Data Analysis of Business Processes. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, *PP*, 1. https://doi.org/10.1109/TVCG.2021.3050071

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, *8*(3), 338–353.

Zhang, H., Liu, X., Pan, H., Song, Y., & Leung, C. W. K. (2020). ASER: A Large-scale Eventuality Knowledge Graph. *The Web Conference 2020 - Proceedings of the World Wide Web Conference, WWW 2020*, *2*, 201–211. https://doi.org/10.1145/3366423.3380107

Zitzler, E., & Thiele, L. (1999). Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, *3*(4), 257–271. https://doi.org/10.1109/4235.797969

Гнатієнко, В. Г., Гнатієнко, Г. М., Зозуля, О. Л., & Снитюк, В. Є. (2024). Метод прогнозування врожайності сільськогосподарських культур з використанням мультифакторного аналізу та нейронних мереж. *Науковий Вісник Ужгородського Університету. Серія: Математика і Інформатика*, *44*(1), 93–105. https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.44(1).93-105

Карпов, І. А. (2023). *Побудова системи підтримки прийняття рішень на основі онтологічних мереж* [Національний університет «Львівська політехніка»]. https://lpnu.ua/sites/default/files/2023/radaphd/24045/disertaciya.pdf

Коротенко, С. А. (2025). ПРОГНОЗУВАННЯ АКТИВНОСТЕЙ У БІЗНЕС-ПРОЦЕСАХ ЗА РІЗНОЇ ДОВЖИНИ ПРЕФІКСІВ: ОЦІНКА GNN У LOGS-ONLY ТА BPMN-РЕЖИМАХ. *Таврійський Науковий Вісник. Серія: Технічні Науки*, *1*(5), 376–389. https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.5.1.40

# ДОДАТОК А. АКТИ ТА ДОВІДКИ ВПРОВАДЖЕННЯ

# ДОДАТОК Б. ВІДОМОСТІ ПРО АПРОБАЦІЮ РЕЗУЛЬТАТІВ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. **Коротенко** С.А. “Використання алгоритмів машинного навчання в автоматизації управління бізнес-процесами для зменшення ризиків кібербезпеки”*. Матеріали Х Міжнародної науково-практичної конференції “Актуальні питання забезпечення кібербезпеки та захисту інформації” (Київ, Україна, 25 квітня 2024 р.****)*** *с. 61-63.*
2. **Коротенко** С.А.“Методологічні підходи до навчання нейронних мереж для виявлення кіберзагроз та шахрайства в бізнес-процесах: переваги Unsupervised та Reinforcement learning”. *Матеріали ХХХ Міжнародної науково-практичної конференції “Цифрова трансформація в економіці, менеджменті і бізнесі. Проблеми науки, практики та освіти” (Київ, Україна, 31 жовтня 2024 р.****)*** *с. 74-77.*
3. **Коротенко** С.А. “Підходи до моніторингу і виявлення аномалій в бізнес-процесах за допомогою машинного навчання” Матеріали XV Міжнародної науково-технічної конференції аспірантів та молодих вчених “Наукова весна” 2025 (Дніпро, Україна, 26-28 березня 2025 р.**)** с. 191-194.
4. **Коротенко** С.А. “Проблематика використання штучних нейронних мереж для оптимізації бізнес-процесів” Збірник матеріалів VІ Міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів “Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні” (Київ, Україна, 10-11 квітня 2025 р.) с. 166-168
5. **Коротенко** С.А. “Представлення bpmn-структури бізнес-процесу у форматі графа для gnn: виклики і рішення” Матеріали VІІІ Міжнародної науково-практичної конференції “Інформаційна безпека та комп’ютерні технології” тези доповідей (Кропивницький, Україна, 24-25 квітня 2025 р.**)** с. 191-194.
6. \*Коротенко С.А. “Покращення прогнозування бізнес-процесів у нейронних мережах шляхом інтеграції структурної моделі” Матеріали ІІ Міжнародної наукової конференції Наукові горизонти ХХІ століття: Мультидисциплінарні дослідження (Ужгород, Україна, 06-07 травня 2025) с.346-350
7. ~~\*Коротенко С.А. “Загальні проблеми підготовки фахівців спеціальності “Комп’ютерні Науки” в Україні” Збірник матеріалів XXVІІ Всеукраїнської науково-практичної конференції (Київ, Україна, 15 травня 2025 р.)~~
8. \*Коротенко С.А. “Підхід до адаптації нейромереж до змін у структурі бізнес-процесів” Research in Science, Technology and Economics: Proceedings of the 4th International Scientific and Practical Conference (Luxembourg, Luxembourg, August 6–8, 2025). – Luxembourg: International Scientific Unity, 2025. – С. 73–76. – DOI: 10.70286/ISU-06.08.2025.1
9. \*Коротенко С.А. “EPOKG as Dynamic Structural Layer for Adaptive ML in BPM” Information Technologies and Automation – 2025: Proceedings of the XVIII International Scientific and Practical Conference (Odesa, Ukraine, October 30–31, 2025) – Odesa: ONUT Publishing House, 2025. - С. 362–365.
10. Challenges of adapting machine learning models to structural drift in business processes
11. \*Коротенко С.А. Яровий Р.В. “Dual ML Models for Policy-Structure Integration in BPM under Digital Transformation” Інформаційно-комунікаційні технології для стійкості та відновлення: колективна монографія за матеріалами XXIV Міжнародної науково-практичної конференції (Київ, Україна, 11–12 листопада 2025 р.). – Київ: ТОВ “Видавництво “Юстон”“, 2025. – С. 42–44.
12. \*Коротенко С.А. “Роль структурної інформації у підвищенні стабільності AI-прогнозів у складних бізнес-процесах” // Цифрова трансформація в економіці, менеджменті і бізнесі. Проблеми науки, практики та освіти: Матеріали ХХХІ Міжнародної науково-практичної конференції (Київ, Україна, 30 жовтня 2025 р.). – Київ: Видавництво Європейського університету, 2025. – С. 74–77.
13. \*Коротенко С.А. “Challenges of Adapting Machine Learning Models to Structural Drift in Business Processes” Information Technology and Implementation – 2025: Conference Proceedings of the XII International Conference and Workshops (Kyiv, Ukraine, November 21, 2025). – Kyiv: Publishing House “Caravela”, 2025. – С. 83–85.
14. #TODO "

# ДОДАТОК B. ПРОМІЖНІ РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ