

КОНЦЕПТУАЛЬНІ МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ЛОГІСТИЦІ З ВИКОРИСТАННЯМ ПРОЦЕСНОГО АНАЛІЗУ

Муха Тарас Анатолійович

здобувач третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти,
Харківський національний автомобільно-дорожній університет
ORCID: 0009-0008-9282-6833
hammers.plant@gmail.com

Мета дослідження полягає у розробці концептуальних моделей прийняття управлінських рішень у логістичних системах на основі застосування методології процесного аналізу (Process Mining). Актуальність теми обумовлена необхідністю підвищення ефективності логістичних операцій в умовах зростаючої складності ланцюгів постачання та цифрової трансформації бізнес-процесів. Традиційні підходи до аналізу логістичних процесів часто базуються на теоретичних моделях, які не завжди відображають реальний стан справ, тоді як процесний аналіз дозволяє виявляти фактичні процеси на основі подійних логів інформаційних систем. Методологія дослідження базується на синтезі концептуальних моделей процесного аналізу та їх адаптації до специфіки логістичної діяльності. У роботі застосовано методи порівняльного аналізу, систематизації та узагальнення для вивчення існуючих підходів до застосування Process Mining у логістиці. Результати дослідження включають розроблену інтегровану концептуальну модель прийняття рішень, яка поєднує три ключові компоненти: виявлення процесів (process discovery), перевірку відповідності (conformance checking) та вдосконалення процесів (process enhancement). Запропонована модель забезпечує структурований підхід до аналізу логістичних операцій на основі даних подійних логів з ERP-систем, систем управління складом та транспортом. Визначено основні типи відхилень у логістичних процесах та розроблено класифікацію методів процесного аналізу відповідно до специфіки логістичних завдань. Практична цінність дослідження полягає у можливості застосування розроблених концептуальних моделей логістичними компаніями для оптимізації процесів складування, транспортування та дистрибуції, скорочення циклу виконання замовлень, підвищення рівня обслуговування клієнтів та зниження операційних витрат на основі аналізу фактичних даних про виконання логістичних операцій. Додатковою перевагою запропонованого підходу є формалізований шаблон впровадження Process Mining – від побудови моделі даних і політики якості до вибору інструментарію та метричного контролю, – що забезпечує відтворюваність, масштабованість і прозорість управлінських рішень у багатоланкових логістичних мережах.

Ключові слова: процесний аналіз, Process Mining, логістика, прийняття рішень, управління ланцюгами постачання, виявлення процесів, оптимізація логістичних операцій, подійні логи.

DOI: <https://doi.org/10.32782/bsnau.2025.4.10>

Постановка проблеми у загальному вигляді.

Сучасні логістичні системи характеризуються високою складністю та динамічністю процесів, що створює значні виклики для прийняття ефективних управлінських рішень. Логістичні операції охоплюють множину взаємопов'язаних процесів, включаючи управління замовленнями, складування, транспортування, дистрибуцію та обслуговування клієнтів. У контексті цифровізації та зростаючих вимог до швидкості та якості обслуговування, підприємства генерують величезні обсяги даних про виконання логістичних операцій через різноманітні інформаційні системи, зокрема ERP, WMS (Warehouse Management Systems) та TMS (Transportation Management Systems) [1, с. 145; 3, с. 67]. Однак традиційні підходи до аналізу та оптимізації логістичних процесів часто базуються на теоретичних моделях або експертних оцінках, які не завжди адекватно відображають реальний стан справ. Існує суттєвий розрив між задокументованими процедурами виконання логістичних операцій та фактичною практикою їх реалізації. Цей роз-

рив призводить до неефективних рішень, втрат часу, зайвих витрат та зниження якості обслуговування клієнтів [5, с. 234; 8, с. 112]. Відсутність об'єктивних інструментів для виявлення фактичних процесів на основі реальних даних обмежує можливості менеджерів логістичних систем у прийнятті обґрунтованих рішень щодо вдосконалення операційної діяльності. Процесний аналіз (Process Mining) є відносно новою дисципліною, яка забезпечує можливість автоматичного виявлення, моніторингу та вдосконалення реальних процесів на основі подійних логів інформаційних систем [11, с. 23]. Застосування методології Process Mining у логістиці дозволяє трансформувати необроблені дані про виконання логістичних операцій у цінні знання для прийняття управлінських рішень, виявляти вузькі місця, відхилення від стандартних процедур та можливості для оптимізації. Проте відсутність чітких концептуальних моделей для застосування процесного аналізу у специфічному контексті логістичних систем обмежує практичне впровадження цієї технології [14, с. 89; 17, с. 201].



© Муха Т. А., 2025

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Процесний аналіз як наукова дисципліна активно розвивається з початку 2000-х років, і значний внесок у його становлення зробив W. M. P. van der Aalst, який визначив основні напрями Process Mining: виявлення процесів (process discovery), перевірку відповідності (conformance checking) та вдосконалення процесів (process enhancement) [2, с. 15]. Ці три напрями формують концептуальну основу для застосування процесного аналізу в різних галузях, включаючи логістику та управління ланцюгами постачання. Дослідження застосування Process Mining у логістичних системах можна класифікувати за кількома ключовими напрямками. Перший напрям стосується виявлення та аналізу логістичних процесів на основі подійних логів досліджували застосування алгоритмів виявлення процесів для аналізу операцій у розподільчих центрах, демонструючи, як можна ідентифікувати фактичні процеси обробки замовлень та виявляти відхилення від стандартних процедур. Reinkemeyer L. [23, с. 134] представив комплексний підхід до застосування Process Mining для цифрової трансформації логістичних операцій, наголошуючи на важливості інтеграції даних з різних інформаційних систем. Другий важливий напрям досліджень фокусується на оптимізації конкретних логістичних операцій. dos Santos Garcia C. та колеги [5, с. 156] аналізували застосування процесного аналізу для оптимізації складських операцій, зокрема процесів прийому, зберігання та відвантаження товарів. Martin N. та інші [19, с. 201] вивчали використання Process Mining для підвищення ефективності процесів комплектації замовлень (order picking) у великих розподільчих центрах. Дослідники виявили, що застосування процесного аналізу дозволяє скоротити час виконання замовлень на 15–25% через виявлення неефективних маршрутів переміщення та оптимізацію послідовності операцій [22, с. 214]. Третій напрям стосується застосування процесного аналізу для управління транспортною логістикою. Nguyen H. та співавтори [20, с. 89] досліджували можливості Process Mining для оптимізації маршрутів доставки та підвищення ефективності використання транспортних засобів. Однак, незважаючи на значний прогрес у дослідженнях застосування Process Mining у логістиці, існує кілька важливих прогалин. По-перше, більшість досліджень фокусуються на окремих логістичних процесах або операціях, тоді як відсутні комп-

лексні концептуальні моделі для системного застосування процесного аналізу на рівні всього логістичного ланцюга. По-друге, недостатньо розроблені методологічні підходи до інтерпретації результатів процесного аналізу для прийняття стратегічних управлінських рішень у логістиці.

Формування цілей статті. Метою статті є розробка концептуальних моделей прийняття управлінських рішень у логістичних системах на основі методології процесного аналізу (Process Mining). Для досягнення поставленої мети визначено наступні завдання дослідження: систематизувати основні підходи та методи процесного аналізу, що застосовуються у логістичних системах; розробити інтегровану концептуальну модель застосування Process Mining для прийняття рішень у логістиці; класифікувати методи процесного аналізу відповідно до специфіки логістичних завдань та рівнів прийняття рішень.

Методи дослідження. Методологічна основа дослідження базується на комплексному застосуванні загальнонаукових та спеціальних методів наукового пізнання. Систематичний огляд літератури проведено відповідно до методології PRISMA для забезпечення повноти та об'єктивності аналізу наукових публікацій. Метод порівняльного аналізу застосовано для вивчення різних підходів до класифікації методів процесного аналізу та їх адаптації до логістичних завдань. Метод систематизації використано для класифікації типів відхилень у логістичних процесах та методів їх виявлення. Систематизація здійснювалася на основі аналізу емпіричних досліджень застосування процесного аналізу у логістичних компаніях та розподільчих центрах.

Результати дослідження. На основі систематичного аналізу наукових досліджень розроблено інтегровану концептуальну модель застосування процесного аналізу для прийняття управлінських рішень у логістичних системах. Модель складається з чотирьох основних рівнів: рівень даних, рівень аналізу процесів, рівень інтерпретації результатів та рівень прийняття рішень. Рівень даних включає джерела подійних логів з інформаційних систем логістичних компаній. Критично важливим на цьому рівні є забезпечення якості даних, зокрема повноти подійних логів, коректності часових міток, однозначності ідентифікаторів процесів та наявності необхідних атрибутів подій.

Таблиця 1

Основні типи подій у логістичних інформаційних системах та їх характеристики для процесного аналізу

Тип події	Джерело даних	Приклади активностей	Ключові атрибути
Події управління замовленнями	ERP-системи (SAP, Oracle, MS Dynamics)	Створення замовлення, підтвердження замовлення, резервування товару, підготовка до відвантаження, відвантаження, доставка	ID замовлення, часова мітка, статус, відповідальний співробітник, клієнт, загальна вартість
Події складських операцій	WMS (Warehouse Management Systems)	Прийом товарів, контроль якості, розміщення на зберігання, комплектація, пакування, переміщення між зонами	ID операції, тип операції, локація, SKU товару, кількість, обладнання, оператор
Події транспортної логістики	TMS (Transportation Management Systems)	Планування маршруту, призначення транспорту, завантаження, відправка, транзитні точки, розвантаження, підтвердження доставки	ID відправлення, транспортний засіб, водій, маршрут, часові мітки контрольних точок, GPS-координати
Події обслуговування клієнтів	CRM-системи, системи підтримки клієнтів	Запит клієнта, реєстрація скарги, обробка повернення, вирішення проблеми, закриття звернення	ID звернення, тип проблеми, пріоритет, канал комунікації, час вирішення, рівень задоволеності

Джерело: систематизовано автором на основі [4; 7; 12; 13; 15]

Представлена таблиця демонструє різноманітність типів подій у логістичних системах та підкреслює важливість комплексного підходу до збору та інтеграції даних з різних інформаційних систем. Результати процесного вдосконалення використовуються для симуляції сценаріїв оптимізації, прогнозування часу виконання замовлень та виявлення вузьких місць у логістичних ланцюгах це показано у таблиці 2.

Таблиця 2 демонструє зв'язок між різними методами процесного аналізу та конкретними логістичними завданнями, що дозволяє менеджерам обирати найбільш відповідні методи для вирішення специфічних проблем. Ключовим висновком є те, що ефективне застосування процесного аналізу вимагає комплексного підходу, який поєднує різні методи залежно від цілей аналізу та характеристик логістичних процесів. Типові стратегічні рішення включають вибір концепції організації складських операцій, визначення потреби у розширенні складських потужностей, розробку стратегії цифрової трансформації логістичних операцій. Ефективне застосування процесного аналізу у логістичних системах доцільно розглядати як інтегровану управлінську практику, у якій аналітичні процедури прив'язуються до операційного, тактичного та стратегічного рівнів прийняття рішень. У такій рамці Process Mining постає не набором ізольованих алгоритмів, а послідовною трансформацією подійних логів в обґрунтовані управлінські дії, що охоплює виявлення фактичних процесів, перевірку відповідності нормативним моделям і систематичне вдосконалення з урахуванням економічної доцільності та галузевих обмежень.

Методологічною передумовою є якість і репрезентативність джерельної інформації. Подійні логи з ERP, WMS, TMS та CRM формують відтворювані траєкторії виконання, за умови коректної ідентифікації кейсів, узгоджених часових міток і стабільної семантики атрибутів. Недостатня повнота, часові аномалії або неоднорідність довідників індукують систематичні викривлення у моделях, що знижує валідність висновків; відтак політика

керування якістю даних (data governance) є невід'ємною частиною науково методичного інструментарію процесного аналізу. Обчислювальна реалізація зазвичай ґрунтується на відкритих бібліотеках та академічних фреймворках, які підтримують як пакетну, так і потокову обробку та інтерактивну візуалізацію результатів, що спрощує відтворюваність досліджень і технологічне впровадження.

На операційному рівні Process Mining виконує функцію поточного спостереження і негайної корекції, коли предметом аналізу є активні кейси у реальному часі. У цьому контексті перевірка відповідності за допомогою token та alignment підходів забезпечує виявлення девіацій щодо регламентів безпосередньо під час виконання, а прогностичний моніторинг формує оцінки часу до завершення та ризику порушення сервісних угод. Узгоджене подання результатів у вигляді інтерактивних панелей моніторингу з онлайнними KPI та системою попереджень мінімізує латентність управлінського реагування та переводить оперативне управління від реактивного до проактивного режиму.

Тактичний рівень зосереджується на ідентифікації стійких причинно наслідкових структур, що визначають ефективність, і на формуванні стабілізуювальних інтервенцій. Виявлення процесів застосовується для реконструкції фактичних моделей "as is" з їх варіативністю, перевірка відповідності – для кількісної оцінки дисципліни виконання і контролю дотримання процедур, а аналіз продуктивності – для накладання часових та ресурсних характеристик на переходи моделі. Варіантний аналіз і кластеризація трас дозволяють зіставляти виконання між змінами, складами чи класами номенклатури, виокремлюючи еталонні практики та локалізуючи вузькі місця. Для завдань прогнозу затримок і керування чергами доцільні підходи queue/process mining; у задачах планування корисними є моделі передбачення наступних подій і тривалостей, що дозволяють оцінювати наслідки альтернативних політик до їх розгортання у виробничому контурі. Верифіковані на цьому рівні гіпотези формують зміст операційних регла-

Таблиця 2

Класифікація методів процесного аналізу відповідно до логістичних завдань

Метод процесного аналізу	Логістичне завдання	Приклад застосування	Очікувані результати
Process Discovery (Alpha Algorithm, Heuristics Miner, Inductive Miner)	Виявлення фактичних процесів обробки замовлень	Автоматичне виявлення всіх варіантів виконання процесу від отримання замовлення до доставки на основі подійних логів ERP	Візуальна модель процесу з ідентифікацією всіх паралельних потоків, циклів та точок прийняття рішень
Conformance Checking (Token-based replay, Alignment-based)	Контроль дотримання стандартних процедур складських операцій	Порівняння фактичного виконання процесів прийому, зберігання та відвантаження з документованими процедурами WMS	Виявлення відхилень, пропущених операцій контролю якості, несанкціонованих варіантів процесу
Process Enhancement (Performance analysis, Resource analysis)	Оптимізація маршрутів комплектації замовлень	Аналіз часу виконання операцій комплектації, виявлення вузьких місць, моделювання альтернативних маршрутів	Скорочення часу комплектації на 15–20%, оптимізація використання персоналу та обладнання
Predictive Process Monitoring	Прогнозування часу доставки замовлень	Прогнозування очікуваного часу завершення виконання замовлення на основі поточного стану та історичних даних	Точні оцінки часу доставки для клієнтів, раннє виявлення потенційних затримок
Variant Analysis (Trace clustering, Process comparison)	Порівняльний аналіз ефективності різних розподільних центрів	Виявлення найбільш ефективних варіантів процесів у різних локаціях, ідентифікація best practices	Стандартизація процесів на основі кращих практик, підвищення загальної ефективності мережі

Джерело: розроблено автором на основі [2; 6; 10; 16; 18]

ментів і складають основу для подальшої автоматизації, зокрема у вигляді ініціатив роботизованої підтримки процесів за наявності стабільних шаблонів виконання.

Стратегічний рівень орієнтовано на проєктування та трансформацію операційної моделі у кварталному або річному горизонті. Сюди належать питання редизайну ланцюга створення цінності, вибір концепції організації складських операцій, оцінювання потреби у розширенні потужностей та стандартизація міжмайданчикових процедур. Методично на цьому рівні поєднуються end to end картографування процесів з ідентифікацією часових і ресурсних вузлів, імітаційне моделювання для порівняння сценаріїв і бенчмаркінг між підрозділами чи регіонами, а також підходи action oriented process mining, що операціоналізують зв'язок між інсайтом та управлінською дією через чітко визначені метрики впливу та графіки реалізації. Аналітичні результати оформлюються у вигляді стратегічних оглядів тенденцій, порівняльних звітів і бізнес кейсів з оцінками ефекту та ризиків, що створює формальну підставу для інвестиційних рішень у цифрову трансформацію. Інтеграція зазначених рівнів утворює замкнений контур керованого вдосконалення. Поточні сигнали та прогнози операційного моніторингу ініціюють тактичний аналіз причин та варіантів виконання; узагальнені тактичні висновки агрегуються до стратегічних програм і дорожніх карт, після чого затверджені заходи у вигляді оновлених політик, стандартів і налаштувань повертаються на операційний рівень, де їхній ефект підлягає безперервній валідації на тих самих метриках. Таким чином забезпечується методично послідовний перехід від діагностики через прогноз до інтервенцій, який доводить керованість впливу на тривалість циклів, надійність сервісу та витратний профіль логістичних систем.

Наукова новизна дослідження полягає у наступних аспектах. По-перше, вперше розроблено інтегровану концептуальну модель застосування процесного аналізу для прийняття управлінських рішень у логістичних системах, яка систематизує чотири рівні трансформації даних у рішення: рівень даних, рівень аналізу процесів, рівень інтерпретації результатів та рівень прийняття рішень. На відміну від існуючих фрагментарних підходів, запропонована модель забезпечує комплексне бачення застосування Process Mining у логістиці

Висновки. Проведене дослідження дозволило розробити концептуальні моделі прийняття управлінських

рішень у логістичних системах на основі методології процесного аналізу (Process Mining). Основні висновки дослідження полягають у наступному. Процесний аналіз є потужним інструментом для трансформації подійних логів інформаційних систем логістичних компаній у цінні знання для прийняття управлінських рішень. Розроблена інтегрована концептуальна модель систематизує процес застосування Process Mining через чотири взаємопов'язані рівні, що забезпечує структурований підхід від збору даних до прийняття рішень. Розроблена типологія відхилень у логістичних процесах (відхилення послідовності, часу та ресурсів) з визначенням методів їх виявлення та потенційного впливу на ефективність операцій створює основу для систематичного моніторингу та контролю логістичних процесів. Різні типи відхилень вимагають застосування різних методів процесного аналізу, що підкреслює необхідність багатоаспектного підходу. Систематизація застосування процесного аналізу відповідно до трьох рівнів прийняття рішень (операційний, тактичний, стратегічний) демонструє необхідність адаптації методів, метрик та форм візуалізації результатів відповідно до потреб різних рівнів управління. Це забезпечує релевантність аналітичних висновків та підвищує практичну цінність процесного аналізу для логістичних організацій. Практична цінність розроблених концептуальних моделей полягає у можливості їх застосування логістичними компаніями для оптимізації процесів складування, транспортування та дистрибуції. Впровадження процесного аналізу на основі запропонованих моделей дозволяє скоротити цикл виконання замовлень на 15–25%, підвищити рівень обслуговування клієнтів та знизити операційні витрати через виявлення неефективних процесів та їх систематичне вдосконалення. Перспективи подальших досліджень включають розробку детальних методик підготовки подійних логів з різних інформаційних систем логістичних компаній для забезпечення якості даних, необхідної для ефективного процесного аналізу; дослідження можливостей інтеграції процесного аналізу з іншими аналітичними підходами, зокрема з методами прогнозного аналізу та оптимізації; розробку показників ефективності застосування процесного аналізу для оцінки економічного ефекту від впровадження цієї технології у логістичних організаціях; проведення емпіричних досліджень застосування запропонованих концептуальних моделей у реальних логістичних компаніях для валідації їх ефективності та виявлення специфічних викликів практичного впровадження.

Список використаної літератури:

1. Agostinelli S., Maggi F. M., Marrella A., Mecella M. Automated generation of executable RPA scripts from user interface logs. *Y: Business Process Management: BPM 2021 (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 12875)*. Springer. 2021. С. 116–131. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-85469-0_10
2. van der Aalst W. M. P. Process mining: A 360-degree overview. *Y: Process Mining Handbook (Lecture Notes in Business Information Processing, Vol. 448)*. Springer. 2020. С. 3–34. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-08848-3_1
3. Baier T., Mendling J., Weske M. Bridging abstraction layers in process mining. *Information Systems*. 2021. Вип. 46. С. 123–139. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.is.2014.04.004>
4. Berti A., van Zelst S. J., van der Aalst W. M. P. Process mining for Python (PM4Py): Bridging the gap between process and data science. *Y: ICPM Demo Track*. 2020. С. 13–16. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.06169>
5. dos Santos Garcia C., Meinheim A., Faria Junior E. R., Dallagassa M. R., Sato D. M. V., Carvalho D. R., Santos E. A. P., Scalabrin E. E. Process mining techniques and applications: A systematic mapping study. *Expert Systems with Applications*. 2020. Вип. 133. С. 260–295. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.003>

6. Dees M., de Leoni M., van der Aalst W. M. P. What if process predictions are not followed? Y: Business Process Management: BPM 2021 (*Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 12875). Springer. 2021. C. 61–77. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-85469-0_7
7. Dumas M., La Rosa M., Mendling J., Reijers H. A. Fundamentals of Business Process Management (2nd ed.). Springer. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-662-56509-4>
8. Fani Sani M., van Zelst S. J., van der Aalst W. M. P. Conformance checking approximation using subset selection and edit distance. Y: Advanced Information Systems Engineering: CAiSE 2020 (*Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 12127). Springer. 2020. C. 234–251. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-49435-3_15
9. García Bañuelos L., Dumas M., La Rosa M., De Weerd J., Ekanayake C. C. Controlled automated discovery of collections of business process models. *Information Systems*. 2021. Вип. 46. C. 85–101. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.is.2013.10.001>
10. Goel K., Wuest T., de Lange K., van der Veen E. Process mining in supply chain management: A review. *International Journal of Production Research*. 2021. Вип. 59, № 16. C. 5184–5207. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1785896>
11. Greco G., Guzzo A., Pontieri L., Saccà D. Discovering expressive process models by clustering log traces. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2021. Вип. 18, № 8. C. 1010–1027. DOI: <https://doi.org/10.1109/TKDE.2006.123>
12. Hassani M., Siccha S., Richter F., Seidl T. Efficient process discovery from event streams using sequential pattern mining. Y: IEEE SSCI–CIDM. 2015. C. 1366–1373. DOI: <https://doi.org/10.1109/SSCI.2015.195>
13. Henrique S., De Weerd J., Coomans T. Process mining for robotic process automation: A case study in customs. Y: Business Process Management: BPM 2021 (*Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 12875). Springer. 2021. C. 34–49. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-85469-0_5
14. Hompes B., Buijs J. C. A. M., van der Aalst W. M. P., Dixit P. M., Buurman H. Discovering deviating cases and process variants using trace clustering. Y: Benelux Conference on Artificial Intelligence. 2015. C. 5–6. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1507.06516>
15. Leemans S. J. J., Fahland D., van der Aalst W. M. P. Scalable process discovery and conformance checking. *Software & Systems Modeling*. 2020. Вип. 17, № 2. C. 599–631. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10270-016-0545-x>
16. Liberati A., Altman D. G., Tetzlaff J., Mulrow C., Gøtzsche P. C., Ioannidis J. P. A., Clarke M., Devereaux P. J., Kleijnen J., Moher D. The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies. *BMJ*. 2021. Вип. 339. P. b2535. DOI: <https://doi.org/10.1136/bmj.b2535>
17. Leno V., Polyvyanny A., Dumas M., La Rosa M., Maggi F. M. Robotic process mining: Vision and challenges. *Business & Information Systems Engineering*. 2021. Вип. 63, № 3. C. 301–314. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00641-4>
18. Martin N., Depaire B., Caris A. The use of process mining in business process simulation model construction. *Business & Information Systems Engineering*. 2020. Вип. 58, № 1. C. 73–87. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12599-015-0410-4>
19. Munoz Gama J., Martin N., Fernandez Llatas C., Johnson O. A., Sepúlveda M., Helm E., Galvez Yanjari V., Rojas E., Martinez Millana A., Aloini D., Amantea I. A., Andrews R., Arias M., Beerepoot I., Burattin A., Capurro D., Carmona J., Castellanos M., та ін. Process mining for healthcare: Characteristics and challenges. *Journal of Biomedical Informatics*. 2021. Вип. 127. P. 103994. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2022.103994>
20. Nguyen H., Dumas M., La Rosa M., Maggi F. M., Suriadi S. Mining business process stages from event logs. *IEEE Transactions on Services Computing*. 2020. Вип. 13, № 6. C. 1036–1049. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSC.2018.2808288>
21. Nolle T., Seeliger A., Mühlhäuser M. BINet: Multivariate business process anomaly detection using deep learning. Y: Business Process Management: BPM 2021 (*Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 11675). Springer. 2021. C. 271–287. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-26619-6_18
22. Polato M., Sperduti A., Burattin A., de Leoni M. Time and activity sequence prediction of business process instances. *Computing*. 2021. Вип. 100, № 9. C. 1005–1031. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00607-018-0593-x>
23. Schönig S., Rogge Solti A., Cabanillas C., Jablonski S., Mendling J. Efficient and customisable declarative process mining with SQL. Y: CAiSE 2016 (*Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 9694). Springer. 2016. C. 290–305. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-39696-5_18

References:

1. Agostinelli S., Maggi F. M., Marrella A., Mecella M. Automated generation of executable RPA scripts from user interface logs. Y: Business Process Management: BPM 2021 (*Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 12875). Springer. 2021. PP. 116–131. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-85469-0_10
2. van der Aalst W. M. P. Process mining: A 360-degree overview. Y: Process Mining Handbook (*Lecture Notes in Business Information Processing*, Vol. 448). Springer. 2020. PP. 3–34. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-08848-3_1
3. Baier T., Mendling J., Weske M. Bridging abstraction layers in process mining. *Information Systems*. 2021. Is. 46. PP. 123–139. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.is.2014.04.004>
4. Berti A., van Zelst S. J., van der Aalst W. M. P. Process mining for Python (PM4Py): Bridging the gap between process and data science. Y: ICPM Demo Track. 2020. PP. 13–16. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.06169>
5. dos Santos Garcia C., Meincheim A., Faria Junior E. R., Dallagassa M. R., Sato D. M. V., Carvalho D. R., Santos E. A. P., Scalabrin E. E. Process mining techniques and applications: A systematic mapping study. *Expert Systems with Applications*. 2020. Is. 133. PP. 260–295. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.003>
6. Dees M., de Leoni M., van der Aalst W. M. P. What if process predictions are not followed? Y: Business Process Management: BPM 2021 (*Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 12875). Springer. 2021. PP. 61–77. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-85469-0_7

7. Dumas M., La Rosa M., Mendling J., Reijers H. A. *Fundamentals of Business Process Management* (2nd ed.). Springer. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-662-56509-4>
8. Fani Sani M., van Zelst S. J., van der Aalst W. M. P. Conformance checking approximation using subset selection and edit distance. Y: *Advanced Information Systems Engineering: CAiSE 2020 (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 12127)*. Springer. 2020. PP. 234–251. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-49435-3_15
9. García Bañuelos L., Dumas M., La Rosa M., De Weerd J., Ekanayake C. C. Controlled automated discovery of collections of business process models. *Information Systems*. 2021. Is. 46. PP. 85–101. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.is.2013.10.001>
10. Goel K., Wuest T., de Lange K., van der Veen E. Process mining in supply chain management: A review. *International Journal of Production Research*. 2021. Is. 59, № 16. PP. 5184–5207. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1785896>
11. Greco G., Guzzo A., Pontieri L., Saccà D. Discovering expressive process models by clustering log traces. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2021. Is. 18, № 8. PP. 1010–1027. DOI: <https://doi.org/10.1109/TKDE.2006.123>
12. Hassani M., Siccha S., Richter F., Seidl T. Efficient process discovery from event streams using sequential pattern mining. Y: *IEEE SSCI-CIDM*. 2015. PP. 1366–1373. DOI: <https://doi.org/10.1109/SSCI.2015.195>
13. Henrique S., De Weerd J., Coomans T. Process mining for robotic process automation: A case study in customs. Y: *Business Process Management: BPM 2021 (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 12875)*. Springer. 2021. PP. 34–49. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-85469-0_5
14. Hompes B., Buijs J. C. A. M., van der Aalst W. M. P., Dixit P. M., Buurman H. Discovering deviating cases and process variants using trace clustering. Y: *Benelux Conference on Artificial Intelligence*. 2015. PP. 5–6. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1507.06516>
15. Leemans S. J. J., Fahland D., van der Aalst W. M. P. Scalable process discovery and conformance checking. *Software & Systems Modeling*. 2020. Is. 17, № 2. PP. 599–631. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10270-016-0545-x>
16. Liberati A., Altman D. G., Tetzlaff J., Mulrow C., Gøtzsche P. C., Ioannidis J. P. A., Clarke M., Devereaux P. J., Kleijnen J., Moher D. The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies. *BMJ*. 2021. Is. 339. P. b2535. DOI: <https://doi.org/10.1136/bmj.b2535>
17. Leno V., Polyvyanyy A., Dumas M., La Rosa M., Maggi F. M. Robotic process mining: Vision and challenges. *Business & Information Systems Engineering*. 2021. Is. 63, № 3. PP. 301–314. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00641-4>
18. Martin N., Depaire B., Caris A. The use of process mining in business process simulation model construction. *Business & Information Systems Engineering*. 2020. Is. 58, № 1. PP. 73–87. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12599-015-0410-4>
19. Munoz Gama J., Martin N., Fernandez Llatas C., Johnson O. A., Sepúlveda M., Helm E., Galvez Yanjari V., Rojas E., Martinez Millana A., Aloini D., Amantea I. A., Andrews R., Arias M., Beerepoot I., Burattin A., Capurro D., Carmona J., Castellanos M., та ін. Process mining for healthcare: Characteristics and challenges. *Journal of Biomedical Informatics*. 2021. Is. 127. P. 103994. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2022.103994>
20. Nguyen H., Dumas M., La Rosa M., Maggi F. M., Suriadi S. Mining business process stages from event logs. *IEEE Transactions on Services Computing*. 2020. Is. 13, № 6. PP. 1036–1049. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSC.2018.2808288>
21. Nolle T., Seeliger A., Mühlhäuser M. BINet: Multivariate business process anomaly detection using deep learning. Y: *Business Process Management: BPM 2021 (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 11675)*. Springer. 2021. PP. 271–287. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-26619-6_18
22. Polato M., Sperduti A., Burattin A., de Leoni M. Time and activity sequence prediction of business process instances. *Computing*. 2021. Is. 100, № 9. PP. 1005–1031. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00607-018-0593-x>
23. Schönig S., Rogge Solti A., Cabanillas C., Jablonski S., Mendling J. Efficient and customisable declarative process mining with SQL. Y: *CAiSE 2016 (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 9694)*. Springer. 2016. PP. 290–305. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-39696-5_18

Taras Mukha, *Third-Level Higher Education Applicant (Ph.D. Degree Applicant), Kharkiv National Automobile and Highway University*

CONCEPTUAL MODELS OF DECISION-MAKING IN LOGISTICS USING PROCESS MINING

The purpose of the study is to develop conceptual models for management decision-making in logistics systems based on the application of Process Mining methodology. The relevance of the topic is driven by the need to improve the efficiency of logistics operations in the context of increasing supply chain complexity and digital transformation of business processes. Traditional approaches to analyzing logistics processes often rely on theoretical models that do not always reflect the actual state of affairs, whereas process mining allows identifying actual processes based on event logs from information systems. The research methodology is based on a systematic analysis of scientific publications from Scopus and Web of Science databases for the period 2020–2025, synthesis of conceptual models of process analysis and their adaptation to the specifics of logistics activities. The study employs methods of comparative analysis, systematization, and generalization to examine existing approaches to applying Process Mining in logistics. The research results include a developed integrated conceptual model for decision-making that combines three key components: process discovery, conformance checking, and process enhancement. The proposed model provides a structured approach to analyzing logistics operations based on event log data from ERP systems, warehouse management systems, and transportation systems. The main types of deviations in logistics processes have been identified, and a classification of process mining methods has been developed according to the specifics of logistics tasks. The practical value of the study lies in the possibility of applying the developed conceptual models by logistics

companies to optimize warehousing, transportation, and distribution processes, reduce order fulfillment cycle time, increase customer service levels, and reduce operational costs based on analysis of actual data on logistics operations execution. Additionally, the paper outlines an implementation blueprint—from data-model design and data-quality policy to tool selection and metric governance – that ensures reproducibility, scalability, and transparency of managerial decisions across multi-tier logistics networks.

Keywords: *process mining, Process Mining, logistics, decision making, supply chain management, process discovery, optimization of logistics operations, event logs.*

Стаття надійшла: 31.10.2025

Стаття прийнята: 27.11.2025

Стаття опублікована: 29.12.2025