

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ АГЕНТИ ДЛЯ СИСТЕМ АВТОМАТИЗАЦІЇ УПРАВЛІННЯ БІЗНЕС-ПРОЦЕСАМИ

Мухін В.Є.¹, Лимар О.В.²

Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського”, Київ, Україна

¹ v.mukhin@kpi.ua, ² olymar17@gmail.com

У роботі розглянуто підходи до створення та використання інтелектуальних агентів у системах автоматизації управління бізнес-процесами (BPMS). Метою дослідження є розроблення комплексної архітектури агентного управління, що забезпечує адаптивність, оптимізацію та автономність бізнес-процесів. Використано методи багатоагентного моделювання, машинного навчання та інтелектуального аналізу даних. Запропонований підхід дає змогу автоматично виявляти неефективності процесів, прогнозувати навантаження, оптимізувати розподіл ресурсів і підтримувати прийняття управлінських рішень у реальному часі. Наукова новизна полягає у поєднанні агентної архітектури з механізмами когнітивного аналізу даних та динамічної координації процесів. Практична значимість полягає у підвищенні ефективності, швидкодії та гнучкості корпоративних BPMS.

Ключові слова: інтелектуальні агенти, BPMS, автоматизація процесів, багатоагентні системи, оптимізація бізнес-процесів.

1. ВСТУП

Сучасні бізнес-процеси у виробничих і сервісних компаніях стають дедалі більш складними та динамічними: зростає кількість учасників ланцюгів постачання, посилюються вимоги до швидкості обробки замовлень, виникає потреба оперативно реагувати на зміни попиту й ринкових умов. За таких умов традиційні системи управління бізнес-процесами (англ. *Business Process Management System, BPMS*), орієнтовані переважно на жорстко формалізовані регламенти та фіксовані бізнес-правила, виявляють обмежену гнучкість. Значна частина налаштувань виконується вручну, а прийняття рішень часто супроводжується затримками, що призводить до простоїв, перевитрат ресурсів та погіршення якості обслуговування клієнтів.

Попри розвиток роботизованої автоматизації процесів (англ. *Robotic Process Automation, RPA*), систем керування бізнес-правилами (англ. *Business Rules Management Systems, BRMS*) та модулів процесної аналітики, більшість існуючих BPMS залишаються реактивними: вони добре працюють у стабільних умовах, але погано адаптуються до стохастичних змін, не вміють самостійно прогнозувати навантаження, оптимізувати закупівлі чи розподіл ресурсів. Це зумовлює потребу в підходах, здатних поєднати процесну модель із механізмами аналізу даних, навчання та децентралізованого прийняття рішень [1–3].

Інтелектуальні агенти розглядаються як перспективний інструмент побудови таких систем. Агент може автономно сприймати стан середовища, взаємодіяти з іншими агентами, використовувати алгоритми оптимізації та машинного навчання, накопичувати досвід і змінювати стратегію поведінки. У контексті BPMS це відкриває можливості для автономної

координації бізнес-процесів, динамічного вибору постачальників, адаптивного планування закупівель та ресурсів у реальному часі [4–5].

Метою дослідження є розроблення методів і засобів використання інтелектуальних агентів у BPMS для підвищення ефективності управління бізнес-процесами, зокрема процесом «закупівля матеріалів під замовлення». Запропонований підхід спрямований на те, щоб забезпечити адаптивність, оптимальність і автономність прийняття рішень у корпоративних системах управління процесами.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в розробленні агентного підходу до управління процесом закупівель, у межах якого модифіковано протокол договірної мережі (англ. *Contract Net Protocol, CNP*) шляхом адаптивної зміни ваг критеріїв відбору постачальників на основі історичних даних. На відміну від відомих JADE-орієнтованих моделей та агентних систем управління бізнес-процесами, запропоновано інтегроване використання онтології предметної області з евристичним оптимізаційним алгоритмом і побудовано агентно орієнтовану архітектуру з розподіленою обробкою подій процесного рушія, що забезпечує підвищення гнучкості та ефективності управління бізнес-процесами.

2. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ

Сучасні системи управління бізнес-процесами (Camunda, Bizagi, BonitaSoft, IBM BPM, Appian, Pega тощо) забезпечують моделювання процесів у стандарті моделі та нотації бізнес-процесів (англ. *Business Process Model and Notation, BPMN*), підтримують правила, задані у нотації моделювання рішень (англ. *Decision Model and Notation, DMN*), інтеграцію з системами планування ресурсів підприємства (англ. *Enterprise Resource Planning, ERP*) та системами управління взаємовідносинами з клієнтами (англ. *Customer Relationship Management, CRM*), а також парадигму розроблення з мінімальним або відсутнім програмуванням. Вони істотно підвищують прозорість і контрольованість процесів, однак зберігають централізовану логіку: основні рішення приймає єдиний процесний рушій, а адаптація до змін середовища потребує ручного перепроєктування схем. Оптимізація зазвичай виконується постфактум, на основі звітів, без можливості оперативного впливу на виконання процесів у реальному часі.

Подальший етап розвитку BPMS пов'язаний з інтелектуалізацією – з появою інтелектуальних систем управління бізнес-процесами (англ. *intelligent Business Process Management Suites, iBPMS*), інтеграцією модулів штучного та машинного навчання (англ. *Machine Learning, ML*), RPA та засобів процесної аналітики бізнес-процесів. Такі рішення дозволяють прогнозувати затримки, аналізувати вузькі місця, автоматично розподіляти завдання між виконавцями, формувати рекомендації щодо покращення процесів. Проте навіть iBPMS залишаються лише частково інтелектуальними: ML-модулі найчастіше працюють як зовнішні сервіси аналітики, що не змінюють принципово централізований характер управління й не забезпечують самостійного планування дій у динамічному середовищі.

Паралельно розвиваються агентоорієнтовані підходи, що можуть бути реалізовані у фреймворках JADE, SPADE/PADE та інших середовищах багатоагентного управління бізнес-процесами. У таких системах інтелектуальні агенти розглядаються як автономні програмні сутності, що взаємодіють через стандартизовані протоколи FIPA-ACL, можуть координувати свої дії, узгоджувати завдання та розподіляти ресурси. Агентні компоненти інтегруються з BPMS у вигляді гібридних архітектур: від моделі, де агенти виконують роль «інтелектуальних виконавців» окремих задач, до підходу, коли саме мультиагентна система бере на себе оркестрацію процесів.

Водночас існуючі рішення залишаються фрагментованими. Інтеграція ML-модулів, RPA та агентів часто реалізується точково, без єдиної когнітивної моделі процесу. Більшість BPMS не забезпечують повної автономності агентів: стратегічні рішення закріплені у процесних схемах і бізнес-правилах, а агенти виконують допоміжну роль. Унаслідок цього рівень когнітивності, самоорганізації та децентралізованого прийняття рішень у сучасних BPMS є недостатнім, що і визначає наукову проблему, яку розв'язує дана робота – розроблення узгодженої агентної архітектури з глибокою інтеграцією механізмів аналізу даних та адаптивної координації процесів.

2.1. Постановка задачі

Об'єктом дослідження є процес «закупівля матеріалів під замовлення» у системі управління бізнес-процесами підприємства. Предметом дослідження є методи агентного управління цим процесом з використанням евристично-адаптивних алгоритмів планування закупівель та вибору постачальників.

Метою є побудова агентного модуля, який, взаємодіючи з BPMS, забезпечує для заданого горизонту планування мінімізацію сукупних витрат на закупівлю і зберігання матеріалів, штрафів за прострочення та дефіцит, а також дотримання вимог за строками виконання замовлень (англ. *service level agreement*, SLA) за умов стохастичного попиту і невизначених строків постачання.

Розглядається множина замовлень $O = \{o_1, \dots, o_n\}$, множина матеріалів $M = \{m_1, \dots, m_k\}$ і множина постачальників $S = \{s_1, \dots, s_p\}$. Кожне замовлення o_i має термін виконання, потрібні обсяги матеріалів та пріоритет. Для кожного постачальника задано ціну, допустимий діапазон обсягів, статистику строків постачання та надійність. Склад має обмежену місткість, а бюджет закупівель обмежений виділеними фінансовими ресурсами.

У межах агентного підходу вводиться множина агентів $A = \{\text{OrderAgent}, \text{InventoryAgent}, \text{ProcurementAgent}, \text{SupplierAgent}, \text{FinanceAgent}, \text{AnalyticsAgent}\}$, які оперують спільною онтологією предметної області (замовлення, матеріал, постачальник, поставка, склад, контракт). Їхні рішення щодо моментів розміщення замовлень, вибору постачальників і обсягів закупівель повинні задовольняти обмеження на місткість складу, бюджет і SLA, а також формувати послідовність подій, сумісну з процесною моделлю BPMS.

Формально задача полягає в синтезі правил поведінки агентів і параметрів оптимізаційних алгоритмів, за яких для будь-якого допустимого сценарію попиту й параметрів постачань функція витрат підприємства на заданому інтервалі часу набуває мінімального значення, а показники якості процесу (тривалість циклу, кількість простоїв, рівень виконання замовлень у строк) задовольняють заданим нормативам.

3. МЕТОДИ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ АГЕНТІВ

3.1. Математичне та агентне моделювання бізнес-процесів

У запропонованому підході бізнес-процес «закупівля матеріалів під замовлення» формалізується як багатоагентна система. Множина агентів A відповідає основним учасникам процесу. Кожен агент має власний набір станів, локальну цільову функцію та доступні дії, а глобальна мета системи визначається як мінімізація сукупних витрат за умови своєчасного виконання замовлень і дотримання ресурсних обмежень.

Взаємодія агентів описується як сукупність подій і повідомлень, що передаються за стандартизованими протоколами. На рівні моделей поведінки розрізняються режими кооперації (узгоджена робота InventoryAgent, ProcurementAgent і FinanceAgent для забезпечення замовлення), конкуренції (SupplierAgent-и змагаються за контракт у межах модифікованого протоколу договірної мережі) та делегування завдань (OrderAgent ініціює

підпроцеси оптимізації закупівель і вибору постачальників). Така постановка дає змогу перейти від жорстко детермінованих схем BPMN до децентралізованого узгодження рішень між автономними суб'єктами.

Для підтримки формалізації будується онтологія предметної області, що включає сутності «замовлення», «матеріал», «постачальник», «склад», «контракт», а також їх атрибути – обсяги, строки, ціни, ризики, пріоритети. Онтологія використовується як спільна база знань для всіх агентів: вона задає єдині типи даних і відношення між ними, забезпечує узгодженість інтерпретації подій та дозволяє інтегрувати алгоритмічні модулі прогнозування й оптимізації у єдину мультиагентну модель бізнес-процесу.

3.2. Алгоритми навчання та адаптації агентів

Навчання агентів у запропонованій архітектурі реалізується через вбудовані механізми адаптації в оптимізаційних та координаційних алгоритмах. Оптимізаційний агент *ProcurementAgent* використовує модифікований Бджолиний алгоритм, у якому кожна ітерація розглядається як крок навчання на історії виконаних закупівель. На основі значення функції витрат агент поступово відхиляє неякісні стратегії поповнення запасів і концентрується на комбінаціях обсягів та строків, що дають кращі результати в умовах змінного попиту та нестабільних строків постачання.

Другий рівень адаптації реалізовано в механізмі модифікованого протоколу договірної мережі (англ. *Adaptive Contract Net Protocol, Adaptive CNP*) для вибору постачальників. Тут застосовується багатокритеріальна функція корисності, у якій вагові коефіцієнти $w_k(t)$ оновлюються за експоненційною схемою згладжування з урахуванням реальних результатів співпраці (фактичний час поставки, відсоток відхилень від бюджету, стабільність якості). Таким чином, система реалізує навчання на основі досвіду: з кожною новою угодою оцінки постачальників коригуються, а агенти дедалі частіше обирають партнерів, що демонструють кращу поведінку в довгостроковій перспективі.

Такий евристично-адаптивний підхід забезпечує ефект машинного навчання на рівні мультиагентної взаємодії, не вимагаючи побудови окремих складних моделей прогнозування. У подальших дослідженнях ці механізми можуть бути доповнені класичними ML-моделями (наприклад, для прогнозу попиту чи строків поставки), але в межах представленої роботи основний акцент зроблено саме на адаптації параметрів Бджолиним алгоритмом та *Adaptive CNP*.

3.3. Алгоритми оптимізації бізнес-процесів

Оптимізація в запропонованій агентній архітектурі орієнтована на мінімізацію сукупних витрат закупівель, скорочення тривалості циклу виконання замовлення та зменшення ризику дефіциту матеріалів. Для задач такого типу традиційно застосовують генетичні алгоритми, рійні алгоритми (*Particle Swarm Optimization, Ant Colony, Bees Algorithm*) та методи нелінійного програмування. У роботі зроблено акцент на рійних методах, оскільки вони краще пристосовані до динамічного середовища й легко інтегруються у багатоагентні системи.

Оптимізаційний агент використовує модифікований Бджолиний алгоритм для пошуку раціональних стратегій поповнення запасів: кандидатні рішення кодують обсяги та строки замовлень для різних постачальників, а цільова функція враховує витрати на закупівлю, зберігання, штрафи за дефіцит і запізнення поставок. На основі оцінки якості рішень алгоритм поступово відхиляє неефективні комбінації та підвищує пріоритет тих стратегій, що забезпечують менші витрати й стабільніше виконання замовлень.

Розподіл і перерозподіл ресурсів між учасниками процесу реалізується через взаємодію спеціалізованих агентів – OrderAgent, InventoryAgent, ProcurementAgent, SupplierAgent. Вони узгоджують плани закупівель і поставок, реагуючи на зміни попиту та рівня запасів, що дає змогу зменшити простой та кількість термінових замовлень. Координація здійснюється із застосуванням протоколів сімейства FIPA (зокрема, CNP), які визначають формати повідомлень та правила проведення переговорів щодо вибору постачальника й прийняття оптимізаційних рішень у розподіленому середовищі.

3.4. Обмеження запропонованого методу

Попри високу ефективність, запропонований метод має низку обмежень, пов'язаних з обчислювальною складністю та припущеннями моделі. Модифікований Бджолиний алгоритм потребує багато ітерацій за великої номенклатури матеріалів, а Adaptive CNP створює помітне комунікаційне навантаження за великої кількості постачальників. Коректність результатів залежить від наявності достатнього масиву історичних даних і відносно стабільних логістичних умов. Підхід є найбільш доцільним для середніх компаній із циклічними закупівлями, тоді як у великих корпоративних структурах може знадобитися кластеризація агентів або паралельна обробка, а інтеграція передбачає використання BPMN-сумісних систем, де агенти реалізуються як зовнішні сервісні задачі.

4. ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ ТА АРХІТЕКТУРА AGENCY-BASED BPMS

Запропонована система має багаторівневу архітектуру, що поєднує класичний процесний двигун BPMS та шар інтелектуальних агентів. На рівні даних функціонують модулі збирання та зберігання інформації про замовлення, запаси, поставки, фінансові операції та історію взаємодії з постачальниками. Поверх них працює процесний двигун, який виконує BPMN-схеми основних бізнес-процесів, а також агентний шар, представлений виконавчими агентами (OrderAgent, InventoryAgent, ProcurementAgent, SupplierAgent, FinanceAgent) та агентами-аналітиками (AnalyticsAgent), що відповідають за оптимізацію та оцінку ефективності.

Імітаційна модель реалізована мовою програмування Python у вигляді окремого програмного модуля. Кожен агент реалізовано як окремий клас із власним набором станів і методів обробки повідомлень. Взаємодія організована через внутрішній диспетчер подій, що забезпечує обмін повідомленнями між агентами в межах єдиного процесу. Симуляційний час є дискретним і задається у вигляді кроків моделювання, протягом яких послідовно обробляються події створення замовлень, поставок матеріалів та оновлення фінансових показників.

Інтеграція з корпоративними системами (ERP, CRM, SCM) може здійснюватись через адаптери та API-шлюзи. ERP-система надає дані про залишки та рух матеріалів, CRM – про замовлення клієнтів і прогнози попиту, а системами управління ланцюгами постачання (англ. *Supply Chain Management, SCM*) – про контракти та умови співпраці з постачальниками. Агенти використовують ці дані для формування рішень щодо обсягів закупівель, вибору постачальника та планування поставок, при цьому BPMS гарантує узгодженість виконання процесів на рівні всієї організації.

Програмна реалізація орієнтована на подальше хмарне розгортання з використанням мікросервісної архітектури. Кожна група агентів, процесний двигун та сервіси роботи з даними розгортаються як окремі контейнери, що управляються Kubernetes-кластером. Це спрощує масштабування системи за кількістю одночасно активних агентів, забезпечує

відмовостійкість та дає змогу гнучко виділяти ресурси під окремі підсистеми (наприклад, оптимізаційний чи аналітичний модуль).

Для візуалізації й моніторингу роботи агентно-орієнтованої BPMS використовуються інформаційні панелі (англ. *dashboards*), на яких відображаються ключові показники (англ. *KPI*) – час циклу замовлення, рівень сервісу, завантаження складу, частка термінових поставок, динаміка витрат. Логи процесного двигуна та повідомлень між агентами додатково аналізуються засобами процесної аналітики, що дає змогу виявляти вузькі місця, оцінювати вплив оптимізаційних рішень та формувати рекомендації для подальшого вдосконалення моделі управління бізнес-процесами.

5. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Експериментальні дослідження проводилися в середовищі імітаційної моделі, у якій реалізовано агентний модуль управління процесом «закупівля матеріалів під замовлення». Розглядалися дві конфігурації: стандартний агентний модуль та модифікований модуль з доданими механізмами інтелектуальності. Стандартний варіант емулює роботу типового процесного рушія BPMS: рішення щодо обсягів і строків закупівель приймаються за фіксованими правилами (статичні точки замовлення, жорстко задані пріоритети постачальників, відсутність адаптації до історичних результатів). У модифікованому варіанті задіяні евристично-адаптивні алгоритми – модифікований Бджолиний алгоритм для планування закупівель і Adaptive CNP для вибору постачальників.

Порівняння стандартного та модифікованого агентних модулів здійснювалося на однакових вхідних сценаріях потоку замовлень із коливаннями попиту та змінними строками поставок. Оцінювалися такі метрики: середній час циклу виконання замовлення (від моменту створення до повного закриття), завантаження ресурсів складу, кількість простоїв через відсутність матеріалів, частка термінових закупівель, а також дотримання SLA за строками виконання замовлень. Додатково аналізувався економічний ефект: порівнювалися сумарні витрати на закупівлі та фінансовий результат моделі за однаковий проміжок симуляційного часу, що дає змогу оцінити, чи забезпечує модифікований агентний модуль ефективніше використання бюджету та потенційне зростання прибутковості компанії.

Результати показали, що модифікований агентний модуль дає змогу скоротити середню тривалість процесу на 10–20 % порівняно зі стандартною конфігурацією, зменшити кількість простоїв через дефіцит матеріалів більш ніж удвічі та істотно знизити частку термінових закупівель. Рівень дотримання SLA за строками виконання замовлень зріс до показників понад 95 % у порівнянні з базовим режимом. Спостерігалось більш рівномірне завантаження складу та стійкіші рішення щодо вибору постачальників, що підтверджує ефективність адаптивного агентного управління й доцільність подальшої інтеграції такого модуля з реальними BPMS.

Практичне застосування одержаних результатів полягає в можливості використання розробленого агентного модуля управління закупівлями в інформаційних системах підприємств із великою номенклатурою матеріалів та значною варіативністю попиту, де необхідна автоматизована підтримка прийняття рішень щодо обсягів і строків замовлень. Підхід є особливо корисним для виробництв, що працюють за підходом «Саме вчасно» (англ. *just-in-time, JIT*), оскільки дозволяє зменшувати надлишкові запаси та ризик простоїв через дефіцит ресурсів за рахунок адаптивного планування поставок. Окремим класом сценаріїв є дистрибуційні компанії з розгалуженою складською мережею, де агентна система може використовуватися для координації закупівель і перерозподілу запасів між складами з урахуванням обмежень за бюджетом, місткістю та вимогами до рівня сервісу.

6. ВИСНОВКИ

У роботі запропоновано методику інтелектуального агентного управління бізнес-процесами на прикладі процесу «закупівля матеріалів під замовлення». Розроблено агентний модуль, у якому поєднано багатоагентну постановку задачі з евристично-адаптивними алгоритмами оптимізації та координації, що наближує BPMS до режиму автономного, децентралізованого прийняття рішень.

Інтелектуальні агенти в межах запропонованої архітектури забезпечують адаптивність до змін попиту та умов постачання, автономність у виборі стратегій закупівель і підвищену гнучкість порівняно зі статичними бізнес-правилами. Модифікований агентний модуль, що включає Бджолиний алгоритм для планування закупівель і Adaptive CNP для вибору постачальників, дає змогу скоротити тривалість процесу, зменшити кількість простоїв, підвищити рівень дотримання SLA та покращити ефективність використання бюджету.

Експериментальні дослідження на імітаційній моделі показали перевагу модифікованого агентного модуля порівняно зі стандартною конфігурацією, яка емулює традиційну BPMS без адаптивних механізмів. Отримані результати свідчать про перспективність інтеграції інтелектуальних агентів у корпоративні системи управління процесами для підвищення продуктивності та економічної ефективності.

Подальші дослідження передбачають розвиток когнітивних агентів із розширеними можливостями аналізу даних, інтеграцію агентного модуля з інструментами process mining для автоматизованого виявлення вузьких місць, а також апробацію запропонованого підходу в реальних BPMS-середовищах на основі промислових сценаріїв.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Wooldridge M. An Introduction to MultiAgent Systems. – 2nd ed. – Chichester: John Wiley & Sons, 2009. – 488 с.
2. van der Aalst W. M. P. Process Mining: Data Science in Action. – 2nd ed. – Berlin; Heidelberg: Springer, 2016. – 467 с.
3. Russell S. J., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. – 4th ed. – Hoboken: Pearson, 2021. – 1136 с.
4. Leitão P., Karnouskos S. (eds.). Industrial Agents: Emerging Applications of Software Agents in Industry. – Amsterdam: Elsevier, 2015. – 476 с.
5. IBM Business Automation Insights: Documentation [Електронний ресурс]. – IBM, 2023. – Режим доступу: <https://www.ibm.com/docs/en/cloud-paks/cp-biz-automation>. – Дата звернення: 20.11.2025.