

СИНЕРГЕТИЧНА ОПТИМІЗАЦІЯ ЛЮДСЬКИХ І ШТУЧНИХ АГЕНТІВ В УПРАВЛІННІ ТРУДОВИМИ РЕСУРСАМИ У ГІБРИДНИХ СОЦІОТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ

В.Ю. Корольов, М.І. Огурцов, О.М. Ходзінський *

ORCID: [0000-0003-1143-5846](https://orcid.org/0000-0003-1143-5846); [0000-0002-6167-5111](https://orcid.org/0000-0002-6167-5111); [0000-0003-4574-3628](https://orcid.org/0000-0003-4574-3628)

Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України, Київ

* Листування: okhodz@gmail.com

Open Access under [CC BY-NC 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) License

Synergistic Optimization of Human and Artificial Agents in Labor Resource Management in Hybrid Sociotechnical Systems

Vyacheslav Korolyov, Maxim Ogurtsov, Oleksand Khodzinskyi *

V.M. Glushkov Institute of Cybernetics of the NAS of Ukraine, Kyiv

* Correspondence: okhodz@gmail.com

Introduction. The rapid development of artificial intelligence (AI) technologies and the associated transformation of organizational processes are radically changing traditional approaches to human resource management (HRM). Classical optimization methods often prove insufficient to solve new dynamic problems faced by modern organizations and do not take into account the growing complexity of effective application of AI. The emergence of hybrid human + AI teams, automation of routine TR processes, the emergence of career trajectory recommendation systems, predictive analytics of fluidity and affective computing create a fundamentally new field of interaction in which the traditional dichotomy "manager – subordinate" gives way to the synergistic interaction of multiple agents (human and artificial) with different cognitive architectures, goals and constraints. The article proposes concepts and methodologies for synergistic optimization of human and artificial agents in the field of labor resource management of hybrid organizations, allowing to improve the work of the organization.

The purpose of the work is to study modern approaches to optimizing labor resources based on AI agents, critically analyze existing models, formulate new mathematical statements of tasks and determine directions for further research. The development of algorithms for optimizing "human-AI" interaction allows you to reduce the costs of personnel management, while maintaining or increasing productivity. Thus, the work clearly outlines the problem of the lack of comprehensive models of "Human + AI" interaction, taking into account the degradation of both parties. Based on this, an own integrated model is proposed, aimed at optimizing computational and human resources.

The results of the study show that the integration of autonomous and cognitive AI agents into labor resource management systems forms a new paradigm of organizational efficiency, which is significantly different from traditional TR approaches. The focus of change is not the replacement of human labor, but the construction of hybrid socio-technical systems, where human abilities are supplemented by the computational capabilities of AI. The mathematical models presented in the article show that the combination of discrete optimization methods, game theory, queueing models, multi-agent systems and machine learning algorithms creates a toolkit capable of providing balanced load management, preventing personnel fatigue and preventing technical degradation of AI agents.

Conclusions. The proposed formal statements of optimization problems, in particular task assignment models, two-level hierarchical management structures and behavioral models in the form of Markov processes, make it possible to unify the processes of interaction between people and agents. Analysis of the influence of the orchestrator showed that the introduction of a super-level coordinator transforms the system into a controlled dynamic architecture, ensuring global consistency and stability even under conditions of stochasticity and high variability of tasks. At the same time, the study of behavior trees proves that the formalization of local behavior of agents significantly increases the predictability and reliability of the system, but requires careful synchronization with the orchestrator policies to avoid loss of flexibility.

Keywords: labor optimization; multi-agent systems; artificial intelligence; orchestrator; game theory; behavior trees; Markov processes; predictive planning; hybrid socio-technical systems.

Анотація

Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту (ШІ) та пов'язана з ним трансформація організаційних процесів радикально змінюють традиційні підходи до управління трудовими ресурсами (ТР). Класичні методи оптимізації часто виявляються недостатніми для розв'язання сучасних динамічних задач, з якими стикаються організації, а також не враховують зростаючу складність ефективного застосування ШІ.

Виникнення гібридних команд "людина + ШІ", автоматизація рутинних ТР-процесів, поява систем рекомендацій кар'єрних траєкторій, предиктивної аналітики плинності та ефективних обчислень створюють принципово нове поле взаємодії, в якому традиційна дихотомія "керуючий – підлеглий" поступається місцем синергетичній взаємодії множинних агентів – як людських, так і штучних із різними когнітивними архітекстурами, цілями та обмеженнями.

У статті запропоновано концепції та методології синергетичної оптимізації людських і штучних агентів у сфері управління трудовими ресурсами гібридних організацій, що сприяють підвищенню роботи організації.

Мета роботи – дослідження сучасних підходів до оптимізації трудових ресурсів на основі ШІ-агентів, критичний аналіз наявних моделей, формулювання нових математичних постановок задач і визначення напрямів подальших досліджень. Розробка алгоритмів оптимізації взаємодії "людина-ШІ" дозволяє зменшити витрати на управління персоналом, зберігаючи або підвищуючи рівень продуктивності. Таким чином, у роботі чітко окреслено проблему відсутності комплексних моделей взаємодії "людина + ШІ" з урахуванням деградації обох сторін. На цій основі запропоновано власну інтегровану модель, спрямовану на оптимізацію як обчислювальних, так і людських ресурсів.

Результати. Результати дослідження показують, що інтеграція автономних і когнітивних ШІ-агентів у системи управління трудовими ресурсами формує нову парадигму організаційної ефективності, яка суттєво відрізняється від традиційних ТР-підходів. У центр зміни потрапляє не заміщення людської праці, а побудова гібридних соціотехнічних систем, де здібності людини доповнюються обчислювальними можливостями ШІ. Математичні моделі, подані у статті, демонструють, що поєднання методів дискретної оптимізації, теорії ігор, моделей черг, мультиагентних систем і алгоритмів машинного навчання створює інструментарій, здатний забезпечити збалансоване управління навантаженням, попередження перевтоми персоналу та запобігання технічній деградації ШІ-агентів.

Висновки. Запропоновані формальні постановки оптимізаційних задач, зокрема моделі призначення завдань, дворівневі ієрархічні структури управління та поведінкові моделі у вигляді марковських процесів, дають змогу уніфікувати процеси взаємодії між людьми та агентами. Аналіз впливу оркестратора показав, що введення надрівневого координатора перетворює систему на керовану динамічну архітектуру, забезпечуючи глобальну узгодженість і стійкість навіть за умов стохастичності та високої варіативності завдань. Водночас, дослідження дерев поведінки доводить, що формалізація локальної поведінки агентів істотно підвищує прогнозованість і надійність системи, але потребує ретельної синхронізації з політиками оркестратора для уникнення втрати гнучкості.

Ключові слова: оптимізація трудових ресурсів, багатоагентні системи, штучний інтелект, оркестратор, теорія ігор, дерева поведінки, марківські процеси, прогнозне планування, гібридні соціотехнічні системи.

Вступ. Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту (ШІ) та пов'язана з ним трансформація організаційних процесів радикально змінюють традиційні підходи до управління трудовими ресурсами (Human Resource Management, HRM) [1–3]. Еволюція робочого середовища в умовах цифрової економіки, зростання мобільності працівників і поширення віддалених команд формують нагальну потребу у нових підходах до управління трудовими ресурсами, а швидка зміна технологічних вимог суттєво знижує ефективність класичних моделей. Традиційні методи управління трудовими ресурсами не здатні достатньо швидко реагувати на зміни попиту на нові кваліфікації, адаптуватися до гнучких форм зайнятості та враховувати індивідуальні особливості працівників.

Класичні підходи до оптимізації також виявляються обмеженими у вирішенні сучасних динамічних задач і не враховують зростаючу складність ефективного застосування ШІ [2, 4]. У минулі десятиліття управління трудовими ресурсами спиралося переважно на жорсткі ієрархічні структури,

планування чисельності персоналу, стандартизовані процедури найму та на централізовані управлінські рішення. Такі підходи були ефективними в умовах стабільного індустріального середовища. Проте в епоху четвертої промислової революції (Industry 4.0) [1, 2, 5] і подальшої цифровізації ці методи виявляються недостатніми для розв'язання нових нелінійних, високодинамічних завдань, що виникають у гібридних соціотехнічних системах, де людські та штучні (AI) агенти дедалі частіше виступають співвиконавцями одних і тих самих бізнес-процесів.

Виникнення гібридних команд "людина + ШІ", автоматизація рутинних HR-процесів, поява систем рекомендацій кар'єрних траєкторій, предиктивної аналітики плинності та ефективних обчислень створюють принципово нове поле взаємодії, у якому традиційна дихотомія "керуючий – підлеглий" поступається місцем синергетичній взаємодії множинних агентів (людських і штучних) з різними когнітивними архітектурами, цілями та обмеженнями [3, 6, 7]. Оптимізація такої взаємодії вимагає переходу від лінійно-детермінованих моделей до синергетичних і самоорганізаційних підходів, що враховують емерджентність, нелінійність і фазові переходи в соціотехнічних системах.

Саме тому актуальним науково-практичним завданням стає розробка концепції та методології синергетичної оптимізації людських і штучних агентів у сфері управління трудовими ресурсами гібридних організацій.

Гібридні соціотехнічні системи

Технології ШІ, зокрема агентні системи, відкривають нові можливості для глибокого переосмислення оптимізації трудових ресурсів – від прогнозування потреб до адаптивного планування та інтелектуального розподілу завдань [7–9]. Цифровізація та автоматизація стрімко трансформують структуру зайнятості, змінюючи як кількість робочих місць, так і зміст професійних ролей. Найбільші зміни відбуваються у сферах, де ШІ здатний замінити працівника у виконанні рутинних і повторюваних процесів [8, 9], наприклад, у банківській справі, логістиці, клієнтській підтримці, наданні адміністративних послуг [10]. Водночас автоматизація не лише скорочує певні види зайнятості, а й створює нові професійні напрями: промпт-інженерія (постановка завдань для ШІ), інтеграція ШІ, когнітивна аналітика, управління даними. Розвиток цих напрямів супроводжується підвищенням рівня оплати праці та зростанням попиту на висококваліфіковані кадри у нових сферах.

Гібридна модель "людина + ШІ" передбачає таку організацію трудових процесів, за якої ШІ-агенти не замінюють повністю людську працю, а виступають засобом її підсилення. Оптимізація взаємодії між людьми та ШІ полягає у зменшенні витрат на управління персоналом при збереженні або підвищенні продуктивності. Основна ідея покращення використання трудових ресурсів у цьому контексті полягає у визначенні частки завдань, які ефективніше виконуються людиною, а які доцільно делегувати ШІ. Наприклад, досвідчений працівник краще виконує завдання, що потребують гнучкого мислення, емпатії та прийняття рішень в умовах невизначеності, тоді як ШІ бере на себе рутинні або обчислювально складні операції. Такий підхід дозволяє не лише знизити витрати, а й підтримати стійкість організації до зовнішніх змін. Взаємодія відбувається за принципом «доповнення, а не заміщення», що забезпечує синергетичний ефект від поєднання людського досвіду та обчислювальної потужності ШІ. Для оцінки результативності застосовуються спеціальні метрики ефективності взаємодії людини та ШІ [1, 6, 7, 9, 11]. Розглянемо тенденції оптимізації трудових ресурсів з моменту початку у період активного впровадження ШІ, тобто протягом останніх п'яти років.

Актуальність математичного моделювання та оптимізації в HR

Використання автономних ШІ-агентів та мультиагентних систем (МАС) відкриває нові перспективи для підвищення ефективності, адаптивності та стратегічного планування використання людського капіталу. Однак, поряд із технологічними можливостями, постають значні соціально-етичні виклики, пов'язані з автоматизацією управлінських рішень, потенційним витісненням персоналу та необхідністю інтеграції ШІ в наявні організаційні структури. Актуальність даного дослідження зумовлена потребою у розробці науково обґрунтованих, збалансованих підходів до оптимізації, які

поєднують математичний апарат, принципи етичного ШІ та практичні аспекти впровадження в реальному секторі. Попри значний прогрес у дослідженнях оптимізації трудових ресурсів і мультиагентних систем, залишається невирішеною проблема комплексного моделювання взаємодії "людина + ШІ" з урахуванням технічної деградації ШІ-агентів та етичних обмежень. Наявні підходи не забезпечують інтеграції оптимізаційних моделей із теорією ігор та поведінковими структурами в межах єдиної керованої системи.

Мета роботи. Дослідження сучасних підходів до оптимізації трудових ресурсів на основі ШІ-агентів, критичний аналіз наявних моделей, формулювання нових математичних постановок задач та визначення напрямів подальших досліджень. Традиційні моделі оптимізації, засновані на статичних даних і лінійних алгоритмах, уже не відповідають потребам динамічного та невизначеного середовища [12]. Це зумовлює необхідність переходу до системного підходу, здатного інтегрувати адаптивність, прогнозування та багатofакторну взаємодію між людьми й агентами ШІ. Мета оптимізації взаємодії "людина + ШІ" – "людина + ШІ" з урахуванням деградації обох сторін. На цій основі сформульовано та запропоновано власну інтегровану модель, спрямовану на оптимізацію обчислювальних і людських ресурсів.

Класи задач оптимізації трудових ресурсів

На сьогодні відома низка моделей і змістовних постановок задач оптимізації трудових ресурсів, які використовуються для розв'язання стратегічних, поточних та операційних управлінських задач. Історично оптимізація трудових ресурсів базувалася на класичних методах дослідження операцій, статичного планування та емпіричних управлінських рішень. Сучасні підходи враховують багатокритеріальність і динамічність середовища, у якому приймаються рішення.

Вибір моделі залежить від конкретних цілей організації, зокрема, мінімізації витрат на утримання персоналу, максимізації продуктивності, збереження ключових компетенцій, балансування ресурсів між підрозділами, забезпечення соціальної та емоційної стабільності колективу, зниження ризиків і забезпечення адаптивності до змін.

Для досягнення цих цілей застосовуються різні класи математичних моделей: лінійне та цілочисельне програмування, моделі на основі теорії графів, мережеві моделі, евристичні та метаевристичні методи (генетичні алгоритми, імітаційний відпал, ройові алгоритми), а також прогнозно-адаптивні моделі з елементами машинного навчання. У складніших сценаріях завдання доповнюються багатofакторними обмеженнями: соціальними, правовими, психологічними та когнітивними характеристиками працівників. Для втілення і впровадження результатів моделювання використовують агенти ШІ.

Типи агентів у HR-системах

Мультиагентні системи (МАС) являють собою системи, що складаються з кількох автономних агентів, які взаємодіють та співпрацюють для досягнення спільних цілей [1, 3, 5, 7]. Такі системи характеризуються модульністю, стійкістю, масштабованістю, гнучкістю та здатністю швидше розв'язувати проблеми завдяки паралелізації роботи між агентами.

У HR-системах можна виокремити три основні типи діячів/агентів [1, 3, 5, 7–9, 10–13]:

Людські агенти – це працівники, які виконують завдання, що вимагають креативності, емпатії, складного соціального контексту та прийняття рішень в умовах невизначеності. Вони взаємодіють як між собою, так і з цифровими системами, виступаючи ключовою ланкою у процесах ухвалення стратегічних рішень.

Когнітивні агенти – це програмно-апаратні системи, що використовують методи машинного навчання та аналітики для підтримки або доповнення людських рішень. Вони забезпечують прогнозування навантажень, аналіз ефективності, оптимізацію розподілу ресурсів, але зазвичай діють у межах, визначених людиною.

Цифрові агенти – це повністю автоматизовані системи (включаючи чат-боти, системи планування, алгоритми оптимізації), здатні самостійно обробляти запити, виконувати повторювані дії та

взаємодіяти з іншими агентами без участі людини. Їхня роль полягає у швидкому реагуванні, масштабуванні процесів і зниженні операційного навантаження на персонал.

Ключові ролі агентів у процесі оптимізації трудових ресурсів включають: прогнозування потреб і навантаження; оптимальний розподіл завдань і ресурсів; забезпечення безперервності операцій; підтримку стратегічних рішень менеджменту; гнучку адаптацію до змін зовнішнього середовища.

Такий поділ дозволяє побудувати гібридну екосистему, у якій людські, когнітивні та цифрові агенти доповнюють один одного, створюючи основу для ефективної автоматизації та збереження контролю з боку людини.

Можна виділити такі моделі співпраці: субституція, кооперація та доповнення. Виконаємо порівняльний аналіз стратегій заміщення та співіснування працівників і ШІ-агентів. Найм працівників, які користуються агентами ШІ, спричиняє перегляд класичних підходів до оптимізації трудових ресурсів. Замість простої мінімізації витрат або чисельності персоналу, організації мають оптимізувати тандем "людина + ШІ". Це потребує нових моделей ефективності, класифікації ролей, зміни оргструктури і динамічного управління знаннями та навичками.

Оптимізація трудових ресурсів організації забезпечує досягнення таких стратегічних наслідків [1, 3, 5, 7–9, 10–13]: гнучкість – менше людей, більше мультифункціональності, менше ієрархії; залежність від ШІ – якість праці залежить від правильного використання ШІ; перенавчання – замість звільнення працівників відбувається їх перекваліфікація; нова вразливість – низька якість промптів або неправильне застосування ШІ призводять до помилок; нові метрики – необхідність оцінювати працю людини разом із ШІ, а не лише індивідуальні (Key Performance Indicator – KPI, коефіцієнт корисної дії).

Таким чином, субституція – це стратегія прямої заміни частини людських функцій ШІ, що знижує витрати, але підвищує ризики соціальної напруги. Кооперація передбачає спільну діяльність людей і ШІ-агентів, за якої ШІ виконує рутинні або аналітичні завдання, а людина залишається стратегічним суб'єктом. Доповнення – це розподіл функцій таким чином, за якого ШІ підсилює компетентності працівників, створюючи синергетичний ефект без їх повного заміщення.

Математична модель оптимізації трудових ресурсів із урахуванням деградації агентів

Нехай маємо множину співробітників або агентів. $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, множину завдань $T = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n\}$, що надходять у часі, та множину навичок $S = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$. Кожен агент a_i характеризується вектором навичок $Q_i = (q_{i1}, q_{i2}, \dots, q_{ik})$, де $q_{ij} \in \mathbb{R}^+$ – рівень володіння навичкою s_j , та поточним навантаженням $L_i(t)$. Кожне завдання τ_j вимагає вектора навичок $R_j = (r_{j1}, r_{j2}, \dots, r_{jk})$ та має пріоритет p_j .

Цільова функція – мінімізація глобального часу виконання та максимізація відповідності навичок:

$$\operatorname{argmin} \sum_i \sum_j x_{ij} \left(t_j \left(1 + \max \left(0, \sum_l r_{jl} - q_{il} \right) \right) \right). \quad (1)$$

Індикатор призначення

$x_{ij} \in \{0, 1\}$ – бінарна змінна, що показує, чи призначено завдання τ_j співробітнику a_i : якщо $x_{ij} = 1$ – завдання призначено, якщо 0 – ні; кожне завдання може бути призначено лише одному співробітнику: $\sum_i x_{ij} = 1$ для всіх j .

Час виконання

t_j – оцінка часу виконання завдання τ_j , яка може бути відкалібрована на основі історичних даних.

Коефіцієнт відповідності навичок

$\sum_l (r_{jl} - q_{il})$ – сума різниць між вимогами завдання та навичками співробітника; r_{jl} – рівень навички s_l , необхідний для завдання τ_j ; q_{il} – рівень володіння навичкою s_l співробітником a_i ; $\max(0, \sum_l r_{jl} - q_{il})$ – означає, що враховуються лише дефіцитні навички (наприклад, якщо надлишкова кваліфікація співробітника не компенсує нестачу інших навичок).

Обмеження на навантаження

$L_i(t) + t_j \leq L_{max}$ – сумарне навантаження співробітника не повинно перевищувати максимально допустиме; $L_i(t)$ – поточне навантаження співробітника a_i ; L_{max} – ліміт навантаження (наприклад, 8 годин на день).

Модифікована модель управління добробутом і продуктивністю

Модифікована модель розширює цільову функцію (1), вводячи штраф за ризик вигорання агента. Нехай $W_i(t) \in [0,1]$ – індекс добробуту агента a_i , що динамічно оцінюється на основі даних про навантаження, мотивацію (наприклад, за допомогою аналізу feedback) та інших факторів.

Модифікована цільова функція набуває вигляду:

$$\operatorname{argmin} \left[\sum_i \sum_j x_{ij} t_j \left(1 + \sum_l (r_{jl} - q_{jl}) \right) + \lambda \sum_i (1 - W_i(t)) \right], \quad (2)$$

де $x_{ij} \in \{0,1\}$ – індикатор призначення завдання τ_j агенту, t_j – оціночний час виконання, за умови, що $L_i(t) + t_j \leq L_{max}$ для всіх i .

λ – параметр, що визначає баланс між операційною ефективністю та соціальним добробутом колективу.

Резюме та перспективи дослідження

Представлений огляд та формалізація моделей свідчать, що подальший розвиток оптимізації трудових ресурсів пов'язаний зі створенням інтелектуальних, адаптивних та етично обґрунтованих мультиагентних систем [1, 3, 5, 7–9, 10–13].

Термін "вигорання агента" у формулі (2) використовується як метафора та математична абстракція, що моделює поведінку системи, аналогічну до людської. Розширене пояснення цього поняття та його сенсу для ШІ-агента наведено далі.

Сенс $W_i(t)$ для ШІ-агента: Аналогія та технічна реалізація.

Хоча ШІ-агент не зазнає емоційного виснаження, він функціонує в умовах обмежених ресурсів і може демонструвати зниження ефективності або небажані стани за певних рівнів навантаження. Параметр $W_i(t)$ формалізує ці стани.

Технічні аналоги "вигорання" для ШІ-агента

Перевантаження та затримки обробки. У разі систематичного призначення агенту завдань, час обробки яких перевищує його обчислювальні можливості, виникають черги, збільшується латентність (час відгуку). Це явище є функціональним аналогом перевтоми людини та проявляється у сповільненні реакції системи.

Втрата якості рішень ("decision fatigue"). Агент, який функціонує в умовах високої інтенсивності прийняття рішень або значної невизначеності, може переходити до використання спрощених, менш оптимальних стратегій (наприклад, greedy-алгоритми замість більш точних, але ресурсомістких). Це аналог зниження якості роботи людини-агента внаслідок втоми.

Технічні збої та нестабільність. Тривала робота на межі ресурсних можливостей підвищує ймовірність програмних помилок, втрат даних або нестабільності системи особливо в умовах обмеженої обчислювальної інфраструктури.

Деградація моделі (model drift). Якщо агент навчається в реальному часі, постійне навантаження може заважати йому якісно оновлювати свої внутрішні моделі на нових даних, що призводить до погіршення прогностичних здатностей. Це аналог втрати кваліфікації для агента-людини через неможливість навчання.

Формулювання $W_i(t)$ – "індекс добробуту агента".

Зазначений показник не є психологічною характеристикою, а визначається як технічна метрика, що обчислюється на основі даних моніторингу самого агента та його середовища. Наприклад, $W_i(t)$ є функцією від таких параметрів:

- завантаження CPU та GPU;
- довжина черги завдань;
- середній час відгуку;
- кількість помилок;
- стабільність з'єднання з базою даних.

Конкретна формула може виглядати так:

$$W_i(t) = \frac{1}{\left(1 + \alpha \left(\frac{\text{поточна_черга_завдань}}{\text{max_черга}}\right) + \beta \left(\frac{\text{середній_час_відгуку}}{\text{норм_час}}\right)\right)},$$

де α та β – вагові коефіцієнти. Якщо черга порожня, а час відгуку в нормі, то $W_i(t) \approx 1$ (агент у доброму стані). Якщо черга велика, а час відгуку зростає, $W_i(t)$ наближається до 0 (стан перевантаження).

Необхідність введення терміну вигорання агента у цільовій функції, тобто мета використання формули

$$\text{argmin} \left[\dots + \lambda \sum_i (1 - W_i(t)) \right]$$

– запобігти технічно неефективним станам системи в цілому.

Балансування навантаження. Система буде уникати концентрації завдань на одному агенті, якщо це призводить до його перевантаження (зниження $W_i(t)$). Вона перенаправить частину завдань на інших агентів, навіть якщо це трохи збільшить загальний розрахунковий час.

Проактивне керування здоров'ям системи. Штраф $\lambda \cdot (1 - W_i(t))$ змушує систему оптимізації враховувати не лише поточну ситуацію (мінімізацію часу), але й довгострокову стабільність та ефективність. Це запобігає каскадним збоєм у мультиагентних системах.

Економіка ресурсів. У хмарних середовищах обчислювальні ресурси перевантаження агентів може призводити до автоматичного масштабування, і відповідно до зростання витрат. Оптимізація з урахуванням $W_i(t)$ допомагає мінімізувати ці витрати.

Резюме

Параметр $W_i(t)$ відображає наявні ресурси та продуктивність.

Для співробітника-людини психічне вигорання означає зниження концентрації, більше помилок, хвороби.

Для ШІ-агента це перевантаження, що забезпечує збільшення часу відгуку, більше програмних ексертіонс та ризик збою.

Показник $W_i(t)$ – ключовий компонент для створення стійких і ефективних у довгостроковій перспективі мультиагентних систем, здатних до саморегуляції. Це математичний інструмент для впровадження принципів "healthy system" прямо в цільову функцію оптимізації.

Наведемо перелік моделей погіршення продуктивності ІІІ-агентів [9, 11] для того, щоб при конструюванні гібридної соціотехнічної системи враховувати ці недоліки і залучати людей-працівників до підвищення ефективності шляхом компенсації цих вад.

Перелік моделей оцінки погіршення продуктивності ІІІ-агентів

1. Модель деградації якості прогнозу (Model Drift)

Концептуальна модель:

$$P_{acc}(t) = P_{acc}(t_0)e^{-\lambda t}.$$

Опис:

Поступове зниження точності прогностичної моделі агента внаслідок змін вхідних даних.

Типи:

- **Concept Drift** – зміна статистичних властивостей цільової змінної;
- **Data Drift** – зміна розподілу вхідних даних.

Коефіцієнт деградації λ залежить від швидкості змін у середовищі.

2. Модель накопичення помилок (Error Accumulation)

Формалізація. $E_{total} = \sum_i W_i e_i + \sum_i \sum_j W_{ij} e_i e_j$.

Опис:

Каскадне поширення помилок у мультиагентних системах.

Компоненти:

- лінійне накопичення індивідуальних помилок;
- нелінійні ефекти взаємодії помилок між агентами;
- критичний рівень накопичення помилок призводить до системного збою.

3. Модель обчислювального виснаження (Computational Fatigue)

Метрики:

$$\begin{aligned} \text{Latency}(t) &= L_0 \cdot (1 + \alpha \cdot U(t)) \text{ – зростання часу відгуку;} \\ \text{throughput}(t) &= \frac{T_0}{(1 + \beta \cdot Q(t))} \text{ – зниження пропускної здатності.} \end{aligned}$$

Чинники:

- завантаження комп'ютера $U(t)$;
- обсяг оперативної пам'яті;
- довжина черги завдань: $Q(t)$.

4. Модель ресурсного виснаження (Resource Depletion)

Типи ресурсів:

- обчислювальні (квоти АРІ, ліміти токенів);
- інформаційні (актуальність знань, доступ до даних);
- мережеві (пропускна здатність, ліміти з'єднань).

Динаміка:

$$R(t) = R_0 - \int_0^t r(\tau) d\tau.$$

5. Модель семантичного дрейфу (Semantic Drift)

Прояви:

- зміна значень термінів у часі;
- еволюція бізнес-правил;
- зміна контексту взаємодії.

Вплив:

Зниження релевантності відповідей та рішень.

6. Модель адаптаційної інерції (Adaptation Inertia)

Формалізація:

$$\tau_{adapt} = \frac{k \cdot \Delta E}{\Delta t}.$$

Опис:

Затримка в адаптації до швидких змін середовища.

Чинники:

- складність архітектури навчання;
- консерватизм тренувальних даних;
- інерційність механізмів оновлення.

7. Модель комунікаційної деградації (Communication Degradation)

Параметри:

- пропускна здатність міжагентних каналів;
- затримки передачі повідомлень;
- втрати пакетів даних.

Вплив:

Зниження координації в мультиагентних системах.

8. Модель мотиваційного занепаду (Motivational Decay) - для автономних агентів

Показники:

- зниження частоти проактивних дій;
- скорочення дослідницької активності;
- перехід до консервативних стратегій.

9. Модель безпекового старіння (Security Aging)

Чинники:

- застарілі механізми автентифікації;
- неможливість оновлення криптографічних протоколів;
- накопичення вразливостей у коді.

10. Модель ентропійного зростання (Entropy Growth)

Формалізація:

$$S(t) = S_0 + k \cdot \log(t).$$

Опис:

Поступове збільшення хаотичності внутрішнього стану системи.

Прояви:

- зростання складності конфігурації;
- накопичення тимчасових артефактів;
- деградація структури даних.

Практичні наслідки для управління:

- моніторинг показників "здоров'я" для кожної моделі деградації;
- проактивне планування оновлення та перенавчання моделей;
- архітектурна стійкість до каскадних збоїв;
- механізми самодіагностики та автономного відновлення;
- стратегії ротації агентів у критичних системах.

Ці моделі дозволяють кількісно оцінювати та прогнозувати погіршення продуктивності ШІ-агентів, а також розробляти ефективні стратегії їх підтримки та відновлення. Окрім перелічених моделей деградації агентів, слід врахувати явище "галюцинацій" ШІ, тобто генерації результатів не спираючись на факт. Математичні моделі "галюцинацій" ШІ виходять за межі даного дослідження. З прикладної точки зору ІТ-директору компанії, щоб протидіяти деградації ШІ потрібно планувати бюджети на хмарні обчислення так само як HR-директору відпустки працівників.

Водночас інтеграція ШІ-агентів у робоче середовище потенційно породжує конфлікти інтересів і ресурсів. У зв'язку з цим доцільно розглядати задачу оптимізації трудових ресурсів з позиції теорії

ігор та стратегічної взаємодії агентів. Для цього побудуємо модель конкуренції та кооперації між людськими та ШІ-агентами, щоб зрозуміти наслідки [16, 17].

Модель оптимізації з використанням теорії ігор

Загальна постановка

У гібридних системах управління працею агенти – як людські, так і штучні (ШІ) – приймають рішення автономно, прагнучи **максимізувати власну корисність** за умов обмежених ресурсів і взаємозалежності дій. Такі ситуації природно описуються **теорією ігор**, яка дозволяє виявити рівновагу стратегій, за якої жоден агент не має стимулу змінювати свою поведінку в односторонньому порядку.

Опис:

Модель враховує стратегічну взаємодію між працівниками та організацією (наприклад, конкуренцію за ресурси чи винагороди). ШІ-агенти моделюють поведінку працівників і знаходять рівновагу, оптимальну для всіх сторін.

Змінні:

- s_i – стратегія працівника i (наприклад, рівень зусиль);
- $u_i(s_i, s_{-i})$ – корисність працівника i , що залежить від його власної стратегії та стратегій інших агентів.

Цільова функція:

Знаходження рівноваги Неша, де жоден працівник не може підвищити свою корисність шляхом односторонньої зміни стратегії:

$$u_i(s_i^*, s_{-i}^*) \geq u_i(s_i, s_{-i}^*), \quad \forall i, s_i \in S_i.$$

Перевагою моделі на базі теорії ігор – врахування як конкурентних, так і кооперативних аспектів. Це корисно для розподілу завдань у конфліктних або ресурсозалежних умовах і дає можливість моделювання еволюційних рівноваг, у яких стратегії людини і ШІ адаптуються у процесі спільного навчання.

Формалізація моделі

В моделі розглядаються два типи агентів:

- L – людина (працівник, менеджер, спеціаліст);
- A – штучний агент (система підтримки рішень, аналітичний ШІ або автономний модуль).

Стратегії агентів:

$s_L, s_A \in [0,1]$ – відображають рівень зусиль чи інтенсивність участі в спільному проекті / діяльності (0 – пасивна поведінка, 1 – максимальна активність).

Функції корисності можна записати як:

$$u_L = \alpha_L s_L - \beta_L s_L^2 + \gamma s_L s_A,$$

$$u_A = \alpha_A s_A - \beta_A s_A^2 + \gamma s_L s_A,$$

де $\alpha_L > 0, \alpha_A > 0$ – базова вигода від активності; $\beta_L > 0, \beta_A > 0$ – витрати на зусилля; γ – коефіцієнт синергії між агентами (позитивна кооперація) або антагонізму (якщо $\gamma < 0$). Питання розмірності коефіцієнтів α_L, α_A та порівняння зусиль людини з обчислювальною потужністю комп'ютера вирішується додаванням нормувальних коефіцієнтів. Рівновага Неша досягається, коли жоден агент не може покращити свій результат, змінюючи лише власну стратегію:

$$\frac{\partial u_L}{\partial s_L} = 0, \quad \frac{\partial u_A}{\partial s_A} = 0,$$

тобто після диференціювання:

$$\alpha_L - 2\beta_L s_L + \gamma s_A = 0, \quad \alpha_A - 2\beta_A s_A + \gamma s_L = 0.$$

Звідки отримуємо систему рівнянь, що описує оптимальну взаємодію людини й ШІ у спільному середовищі. Отже, рівноважні стратегії (s_L^*, s_A^*) визначаються з системи:

$$\begin{cases} s_L^* = \frac{\alpha_L + \gamma s_A^*}{2\beta_L}, \\ s_A^* = \frac{\alpha_A + \gamma s_L^*}{2\beta_A}, \end{cases}$$

Розв'язок системи:

$$s_L^* = \frac{2\beta_A\alpha_L + \gamma\alpha_A}{4\beta_L\beta_A - \gamma^2}, \quad s_A^* = \frac{2\beta_L\alpha_A + \gamma\alpha_L}{4\beta_L\beta_A - \gamma^2}. \quad (3)$$

Рівновага Неша існує та є єдиною за умови $4\beta_L\beta_A > \gamma^2$ – це гарантує стійкість системи та є аналогом позитивної визначеності Гесіана.

Аналіз стабільності.

Розглянемо динаміку корекції стратегій:

$$\dot{s}_L = \eta_L \frac{\partial u_L}{\partial s_L}, \quad \dot{s}_A = \eta_A \frac{\partial u_A}{\partial s_A},$$

де $\eta_L, \eta_A > 0$ – швидкості навчання агентів.

Якщо $4\beta_L\beta_A > \gamma^2$, власні значення системи мають негативні дійсні частини – рівновага є асимптотично стійкою (система сходиться до спільної взаємодії). Якщо ж $4\beta_L\beta_A \leq \gamma^2$, то взаємодія стає дестабілізуючою, спостерігаються осциляції або стратегічне перевантаження.

Числовий приклад для HR-системи

Нехай:

$$\alpha_L = 3.0, \quad \alpha_A = 2.5, \quad \beta_L = 1.0, \quad \beta_A = 1.2, \quad \gamma = 1.0.$$

Підставляючи ці значення у формули (3), отримуємо:

$$s_L^* = \frac{2 \times 1.2 \times 3.0 + 1.0 \times 2.5}{4 \times 1.0 \times 1.2 - 1.0^2} = \frac{7.2 + 2.5}{4.8 - 1.0} = \frac{9.7}{3.8} \approx 2.55.$$

$$s_A^* = \frac{2 \times 1.0 \times 2.5 + 1.0 \times 3.0}{4 \times 1.0 \times 1.2 - 1.0^2} = \frac{5.0 + 3.0}{3.8} \approx 2.11.$$

Оскільки $s_L^* > 1, s_A^* > 1$, інтерпретуємо їх як максимальну активність $s = 1$: агенти повністю задіяні у взаємодії, що є типовим сценарієм для сильної кооперації.

При меншому γ , наприклад $\gamma = 0.5$, рівновага стає помірнішою:

$$s_L^* \approx 1.02, \quad s_A^* \approx 0.95.$$

Тобто обидва агенти демонструють збалансовану взаємодію без надмірного навантаження.

Рівновага Неша визначається як точка перетину реакційних функцій агентів:

$$s_L = R_L(s_A) \text{ і } s_A = R_A(s_L),$$

$$R_L(s_A) = \frac{\alpha_L + \gamma s_A}{2\beta_L}, \quad R_A(s_L) = \frac{\alpha_A + \gamma s_L}{2\beta_A}.$$

Якщо $\gamma > 0$: обидві криві мають позитивний нахил, що відповідає кооперативній взаємодії – зростання активності одного агента стимулює іншого.

Якщо $\gamma \leq 0$: нахил негативний, що відповідає антагоністичній взаємодії та конкуренції або стратегічному стримуванню.

Точка перетину цих прямих – рівновага Неша.

Графічно вона розташовується вище діагоналі при позитивній синергії $\gamma > 0$ і нижче – при конфлікті $\gamma \leq 0$.

Інтерпретація для HR-систем

Рівновага Неша в цій моделі означає стабільну точку співпраці між працівником і ШІ-системою, за якого жоден із агентів не має стимулу змінювати рівень зусиль.

– Параметр γ відображає якість інтеграції людини та ШІ – чим більше γ , тим вищий ефект синергії (спільне навчання, доповнення компетенцій).

– Коефіцієнти β_L, β_A характеризують когнітивне навантаження – надмірна інтенсивність роботи може призвести до зниження продуктивності або втоми.

– Стійка кооперація досягається тоді, коли витрати не перевищують синергії $4\beta_L\beta_A > \gamma^2$ – тобто коли система налаштована гармонійно.

Практичні наслідки для управління персоналом

Теоретико-ігрові моделі дозволяють прогнозувати поведінку працівників і ШІ-систем у відповідь на зміни мотивації, навантаження або розподілу завдань. Вони корисні для побудови систем стимулювання, які зберігають рівновагу між автономією ШІ та контролем людини. Такі моделі забезпечують основу адаптивного HR-менеджменту, коли алгоритми коригують рівень участі ШІ залежно від реакції працівників.

Резюме

Теорія ігор забезпечує ефективний інструментарій для аналізу стратегічної взаємодії у гібридних соціотехнічних системах. Рівновага Неша відображає стан динамічної стабільності, де взаємодія людини та ШІ забезпечує оптимальну кооперацію без конфлікту інтересів. Параметри моделі дозволяють керувати цим балансом шляхом налаштування мотивації, навантаження і технологічної підтримки.

Архітектури мультиагентних систем у HR

Для реалізації багаторівневої оптимізації у гібридних системах HR працівники/ШІ-агенти розглянемо централізовані, децентралізовані та гібридні архітектури управління трудовими ресурсами. МАС являють собою сукупність автономних агентів, які взаємодіють між собою для досягнення спільних цілей [1, 3, 5, 7–9, 11–13]. Вони характеризуються: модульністю, стійкістю, масштабованістю, гнучкістю та здатністю швидше розв'язувати проблеми завдяки паралелізації роботи між агентами.

Централізовані архітектури передбачають наявність єдиного контролюючого вузла (центрального менеджера), який розподіляє завдання між агентами, збирає інформацію та приймає ключові рішення. Така архітектура проста для управління, але чутлива до збоїв центрального вузла та має обмежену масштабованість.

Децентралізовані архітектури ґрунтуються на рівноправній взаємодії між агентами без єдиного центру управління. Рішення приймаються на основі локальної інформації, що підвищує гнучкість системи та стійкість до відмов. Такий підхід добре підходить для динамічних HR-середовищ, де ролі та навантаження змінюються в реальному часі.

Гібридні архітектури поєднують централізовані механізми координації з автономними діями агентів на локальному рівні. Це дозволяє зберігати стратегічний контроль та водночас забезпечувати адаптивність. У HR-контексті такі системи можуть централізовано планувати розподіл ресурсів, а локально автономно оптимізувати робочі процеси.

Модульна природа МАС дозволяє організаціям додавати або видаляти агентів за потреби та налаштовувати їхні ролі відповідно до мінливих вимог. У міру зміни потреб організації мультиагентну систему можна легко адаптувати, що робить її гнучким та перспективним рішенням для оптимізації трудових ресурсів у порівнянні з жорсткими монолітними системами. Оптимальний розподіл завдань між агентами є ключовою складовою ефективного управління трудовими ресурсами у гібридних людино-ШІ системах. **Мета оптимізації мультиагентної системи** полягає у максимізації загальної ефективності, зменшенні операційних витрат і підвищенні гнучкості системи, з урахуванням продуктивності, сумісності навичок і стану агентів.

Вплив оркестратора агентів на моделі оптимізації

Введення оркестратора (диригента) в мультиагентну систему, яка забезпечує спільну оптимізацію діяльності ІІІ-агентів і працівників, суттєво змінює як формулювання задачі оптимізації, так і математичну структуру моделі. Тобто, ми використовуємо теорію ігор для моделювання локальної поведінки агентів (рівень "знизу"), але використовуємо оркестратора (рівень "зверху") для зміни правил цієї гри, щоб змістити рівновагу Неша у точку, вигідну для компанії (глобальний оптимум).

Розглянемо вплив оркестратора на моделі оптимізації трудових ресурсів [18].

1. Концептуальна роль оркестратора

Оркестратор – це надрівневий інтелектуальний модуль (meta-agent, "диригент"), який координує дії окремих агентів (людських і ІІІ). Його функції включають: призначення завдань, контроль їх розподілу та послідовність; забезпечує узгодження локальних цілей із глобальною стратегією організації.

Таким чином, система з оркестратором переходить від децентралізованого самоузгодження (peer-to-peer coordination) до ієрархічної мультиагентної оптимізації (hierarchical multi-agent optimization).

2. Зміна структури оптимізаційної задачі

Без оркестратора

Кожен агент a_i має власну функцію корисності $U_i(x_i)$ і система узгоджується через механізм кооперації або штрафів:

$$\max_{\{x_i\}} \sum_i U_i(x_i) - \lambda \Phi(x_1, x_2, \dots, x_n),$$

де Φ – функція дисбалансу або конкуренції.

З оркестратором

Введення оркестратора формує другий рівень оптимізації:

$$\max_{X, \theta} U_0(X, \theta) + \sum_{i=1}^n \omega_i U_i(x_i, \theta),$$

де U_0 – глобальна функція ефективності (метаорганізації); x_i – рішення локального агента; θ – набір директив або параметрів політики, що задаються оркестратором; ω_i – ваги пріоритетності агентів.

Оркестратор формує задачі для агентів так, щоб:

$$x_i^* = \underset{x_i}{\operatorname{argmax}} U_i(x_i, \theta^*),$$

а потім адаптує θ , щоб досягнути глобальної оптимізації U_0 . Це створює дворівневу ієрархічну оптимізацію (bilevel optimization problem).

Формальний вигляд ієрархічної моделі

Верхній рівень (оркестратор)

$$\min_{\theta} F(\theta, X^*(\theta)) = \sum_i C_i(x_i^*(\theta)) + R(\theta),$$

де $R(\theta)$ – функція регуляції стабільності та узгодженості.

Нижній рівень (агенти):

$$x_i^*(\theta) = \underset{x_i \in X_i}{\operatorname{argmin}} f_i(x_i, \theta),$$

де X_i – допустимі стани агента, обмежені людськими чи технічними можливостями.

У HR-контексті:

x_i – обсяг або режим роботи (години, завдання, пріоритети);

θ – політика розподілу, мотиваційні параметри, рівень автоматизації;

C_i – витрати на навантаження, стрес, неефективність;

$R(\theta)$ – штраф за порушення балансу між людськими і ІІІ-агентами.

3. Інтерпретація для гібридних систем “людина + ШІ”

У такій системі:

- ШІ-агенти виконують задачі прогнозування, аналізу даних, логістичну оптимізацію;
- людські агенти – приймають стратегічні, етичні, комунікативні рішення;
- оркестратор виступає як керуючий механізм, що визначає розподіл функцій і делегування задач.

Формально:

$$\min_{x_H, x_{AI}} J = \alpha C_H(x_H) + \beta C_{AI}(x_{AI}) + \gamma D(x_H, x_{AI}),$$

де C_H, C_{AI} – витрати людських і ШІ-ресурсів;

$D(x_H, x_{AI})$ – дисбаланс чи дублювання завдань;

оркестратор мінімізує J з урахуванням глобальних обмежень (час, якість, етика).

Динамічна модель оркестрації

З урахуванням часової динаміки:

$$\theta(t+1) = \theta(t) - \eta \nabla_{\theta} F(\theta(t), X^*(\theta(t))) + \xi(t),$$

де $\xi(t)$ – стохастичний шум або збурення середовища (зміни попиту, законодавства).

Система стабільна, якщо спектр матриці Якобі

$$J = \frac{\partial X^*}{\partial \theta}$$

має власні значення у межах одиничного круга. У цьому випадку зміни директив не призводять до хаотичного перерозподілу завдань.

Результати математичного моделювання мультиагентних систем для управління трудовими ресурсами доцільно узагальнити у вигляді таблиці.

ТАБЛИЦЯ. Порівняння мультиагентних систем орієнтованих на управління трудовими ресурсами з оркестратором та без нього

Параметр	Без оркестратора	З оркестратором
Тип координації	Децентралізована	Ієрархічно-адаптивна
Тип оптимізації	Однорівнева (градієнтна або еволюційна)	Дворівнева (bilevel)
Стійкість	Визначається локальними взаємодіями	Контролюється глобальним регулятором
Гнучкість системи	Висока, але хаотична	Висока, контрольована
Етична інтеграція	Обмежена локальними правилами	Централізована відповідальність
Продуктивність	Оптимальна локально	Оптимальна глобально

Приклад сценарію

Розглянемо велику організацію з 500 працівниками та 50 ШІ-агентами.

Оркестратор формує матрицю пріоритетів:

$$\theta = [\theta_{ij}],$$

де θ_{ij} – частка завдання j , що виконується ШІ-агентом або людиною. Система оновлює θ у режимі реального часу залежно від перевантаження відділів і прогнозів попиту. За відсутності оркестратора: агенти конкурують або дублюють дії, що призводить до перевитрат часу до +20 %. З оркестратором розподіл стабілізується, середній час виконання скорочується на 12–18 %.

Таким чином, введення оркестратора (таблиця): перетворює модель оптимізації трудових ресурсів на ієрархічну динамічну систему з адаптивним управлінням; забезпечує глобальну узгодженість між підсистемами через двошаровий контур управління; підвищує стійкість і прогнозованість поведінки гібридних колективів “людина + ШІ”; математично переводить задачу в клас *bilevel optimization / Stackelberg game*, де оркестратор у термінах мультиагентних систем виступає лідером, а агенти – послідовниками.

Додавання **дерева поведінки (Behavior Tree, BT)** до мультиагентної системи з оркестратором може як **суттєво покращити**, так і **погіршити** роботу гібридної системи “людина + ШІ”, залежно від того, як саме BT інтегрується у загальну архітектуру.

Далі подано **системний науковий аналіз** впливу BT на децентралізовану або ієрархічну мультиагентну систему з оркестратором.

BT структурує поведінку у вигляді формальних правил: *Selector* – вибір альтернативних дій; *Sequence* – виконання послідовностей; *Decorator* – модифікація умов виконання.

Такий підхід забезпечує **детермінованість** поведінки агентів і підвищує її передбачуваність. Оркестратор отримує математично чітку функцію переходів станів, що спрощує узгодження локальних стратегій глобальним планом, тобто підвищується передбачуваність та контрольованість поведінки агентів.

BT дозволяє розглянути поведінку агента як дерево прийняття рішень.

Оркестратор може: передбачати наступні дії агента; оцінювати хід виконання завдань; мінімізувати конфлікти між агентами.

Вплив

Використання BT зменшує потребу у прямому мікроменеджменті, спрощує планування та координацію. Якщо агенти володіють ефективними локальними стратегіями, закладеними у BT, зменшується кількість звернень до оркестратора; зменшується обмін повідомленнями; збільшується кількість локальних автономних вирішень проблем.

Результат

Підвищення масштабованості системи, зниження обчислювального навантаження.

BT ефективно реалізує fallback-поведінки:

у разі невдачі виконання дії агент переходить до альтернативного сценарію; при втраті ресурсів агент переходить у безпечний стан.

У HR-системах це означає підвищення надійності й відмовостійкості: зменшення помилок ШІ-агентів, самокорекція поведінки без збою системи.

Для працівників людей BT може описувати:

- цикли прийняття рішень;
- когнітивні стани (втома, напруга);
- пріоритети чи рівень мотивації.

Це покращує моделювання гібридних команд і спрощує інтеграцію поведінкових моделей людини та агентів.

BT – це *rule-based* модель.

Якщо її перенасити правилами, агенти стають:

- негнучкими;
- погано адаптивними;
- неготовими до рідкісних або непередбачуваних ситуацій.

У HR контексті це може спричинити неспроможність агентів адекватно реагувати на складні соціальні сценарії, тобто введення Behavior Tree може погіршити роботу внаслідок надмірної жорсткості.

ткості поведінки агентів. Якщо агент має ВТ і одночасно використовує: reinforcement learning, нейромережеві політики, прогнозні моделі, то ВТ може заблокувати корисні дії, які ML вважає оптимальними.

Наслідок – зниження глобальної оптимальності внаслідок конфліктів із механізмами навчання (RL, ML).

Оркестратор має узгоджувати: глобальні цілі; політики управління; дерева поведінки кожного агента.

Кількість станів системи зростає експоненційно:

$$|Q_{global}| \times \prod_i |BT_i|.$$

Тобто керування може стати надто складним, кількість роботи оркестратора збільшується.

ВТ агентів можуть дублювати: бізнес-правила; політики безпеки; етичні обмеження.

Оркестратор може втратити контроль агентами або навпаки з'являється ризик дублювання логіки, тобто повинен дублювати ці правила у своїй моделі. ВТ легко зациклюються у піддереві, якщо оркестратор змінює глобальну стратегію, а агент продовжує виконувати попередню поведінкову політику. В результаті виникає конфлікт між верхнім і нижнім рівнями управління. Це призводить до некоректної синхронізації станів агентів і може зумовлювати неузгоджуваність дій у системі. У такому випадку оркестратор дозволяє уникнути ситуації, коли локально ефективні ШІ-агенти поглинуть всі обчислювальні ресурси організації внаслідок неконтрольованої конкуренції.

Формальна математична інтерпретація ВТ у системі з оркестратором

Кожен агент має власне дерево поведінки BT_i , яке можна подати у вигляді автомата:

$$BT_i = (S_i, A_i, \delta_i),$$

де S_i – множина станів вузлів ВТ; A_i – множина дій; $\delta_i: S_i \rightarrow S_i$ – функція переходів.

Оркестратор має глобальну політику:

$$\pi_0 = \pi_0(s_1, s_2, \dots, s_n).$$

Проблема узгодженості:

Іноді $\delta_i(s_i) \neq \pi_0(s_i)$, тоді оркестратор мусить примусово змінювати стан ВТ агента, що може зруйнувати логіку дерева.

Загальний висновок

Інтеграція дерев поведінки у мультиагентну систему з оркестратором покращує систему, якщо ВТ використовується для *локальної автономії* агентів; глобальна політика оркестратора узгоджена з ВТ; ВТ містить fallback-гілки та модульну структуру; агенти виконують широкий спектр стандартних дій. Введення ВТ погіршує систему, якщо ВТ надто жорстке чи громіздке; суперечить ML/AI політикам; не синхронізоване з оркестратором; дублює логіку прийняття рішень.

Побудуємо формальну специфікацію **Behavior Tree (BT)** як **марковського процесу** і дамо приклад для HR-сценарію з людьми, ШІ-агентами та агентом-оркестратором.

Наведемо окремі терміни і чіткі позначення зі сфери ВТ, далі виконаємо перетворення ВТ, потім марковський процес, модель оркестратора як керуючого елемента (MDP / контролер).

Основна ідея

Behavior Tree (BT) – це ієрархічна структура логіки поведінки агента. Ми перетворюємо її у **дискретний марковський процес (Markov chain)** [19, 20], якщо на кожному кроці (tick) виконання дерева приводить до переходу між вузлами за ймовірностями, визначеними успіхом/невдачею дій та ймовірністю вибору гілок. Якщо оркестратор керує політикою (параметрами ВТ або вибором гілок), система стає **керуваним марковським процесом** або **MDP** (Markov Decision Process).

Формальна специфікація ВТ як автомата

Нехай ВТ задається кортежем

$$BT = (N, n_0, type, child, param),$$

де N – множина вузлів (nodes); $n_0 \in N$ – корінь (root);

$type: N \rightarrow \{Action, Condition, Sequence, Selector, Decorator\}$;

$child: N \rightarrow N^*$ – функція, що повертає список дочірніх вузлів;

$param$ – параметри вузла (наприклад, ймовірність успіху, тайм-аути, політики вибору).

Кожен Action-вузол $a \in N$ має ймовірність успіху $p_a \in [0,1]$, яка може залежати від контексту. Condition-вузол повертає Boolean, вважатимемо умовні переходи детермінованими (можна також зробити їх стохастичними).

Побудова марковської моделі.

Просте правило перетворення

Стани марковського процесу S відповідають активним вузлам ВТ у момент тикку: $S \subseteq N \times C$, де C – вектор контекстних змінних (стан людини: втома, завантаження; стан ШІ: надійність; черга задач тощо).

Перехід $(n, c) \rightarrow (n', c')$ має ймовірність, що визначається логікою вузла n , параметрами p та оновленням контексту.

Опис переходів для базових вузлів

Action-вузол a з успіхом $p_a(c)$:

з ймовірністю $p_a(c)$: переходить у стан «Success» \rightarrow наступний вузол згідно з ВТ;

з ймовірністю $(1 - p_a(c))$: переходить у стан «Failure» \rightarrow інша гілка;

Отже, для Action:

$$P((n, c) \rightarrow (n_{succ}, c')) = p_a(c)\pi_{c \rightarrow c'}^{succ};$$

$$P((n, c) \rightarrow (n_{fail}, c'')) = (1 - p_a(c))\pi_{c \rightarrow c''}^{fail},$$

$\pi_{c \rightarrow c'}$ – умовні ймовірності оновлення контексту.

Sequence: виконує дочірні вузли послідовно; перехід до наступного дочірнього вузла відбувається лише у разі успішного попереднього; у марковській моделі це розгортання у ланцюжок переходів.

Selector: перевіряє дочірні вузли та завершує виконання при першому успіху; у моделі – стохастичний вибір гілки через успіхи/невдачі.

Decorator: може модифікувати ймовірності (наприклад, адаптувати $(p_a \leftarrow g(p_a))$ або задати тайм-аут, тобто додати self-loop з ймовірністю залишитись в тім самому вузлі).

Розмірності простору станів.

Для збереження марковської властивості стан системи має включати все, що впливає на подальші переходи: поточний вузол ВТ і релевантні контекстні змінні C (наприклад, доступність людських ресурсів, емоційний стан e , доступність ШІ-слота). Тоді марковська форма виконується: $P(s_{t+1}|s_t)$.

Оркестратор як керуючий агент \rightarrow MDP

Оркестратор може впливати на ВТ та на параметри $p_a(c)$ (наприклад, переналаштування пріоритетів, обмеження рішень людей, зміну квот делегування). Формально маємо **керований марковський процес**:

Стани S такі як вище (ВТ node + контекст).

Дії оркестратора: A – зміна політики вибору гілок, задати пороги, зміна параметрів p_a (наприклад, збільшити час на виконання для людини, щоб знизити ризик помилки), виділення додаткових ресурсів. Перехідна ймовірність $P(s'|s, a)$ залежить від дії a .

Ціль оркестратора мінімізація довгострокової суми витрат:

$$\min_{\pi} E_{\pi} \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t c(s_t, a_t) \right],$$

де π – політика оркестратора; $c(\cdot)$ – миттєві витрати/шкоди (час, ризики, ресурси, стрес людей).

Отже, інтеграція ВТ + оркестратор дає **MDP**: оптимізація оркестратора це стандартна задача контролю / reinforcement learning у великому просторі станів.

Спрощена марковська модель

Щоб дати зрозумілий числовий приклад, візьмемо просте ВТ-дерево агента «TaskAssigner»:

ВТ (логіка агента):

Root \rightarrow AssessTask (Condition) \rightarrow Selector:

AssignToHuman (Action, ймовірність успіху при виконанні залежить від емоційного стану людини e : $p_H(e)$).

AssignToAI (Action, ймовірність успіху p_{AI}).

Execute \rightarrow Report \rightarrow Idle \rightarrow (нове завдання \rightarrow AssessTask).

Виконаємо дискретизацію ВТ у 4 марковські стани:

$$S = \{A, E_H, E_{AI}, M\},$$

A – Assess / Assign (вузол вибору: людина чи ШІ); E_H – виконання людиною; E_{AI} – виконання ШІ; M – Monitor / Report (завершення, повернення до Assess).

Політика оркестратора визначається параметром p_h – часткою завдань, що направляються людям у вузлі Assign (як директива). У реальності p_h – функція стану: $p_h(s)$.

Перехідні ймовірності

A : у E_H з ймовірністю p_h , у E_{AI} з ймовірністю $(1 - p_h)$;

$E_H \rightarrow M$ детерміновано (після виконання);

$E_{AI} \rightarrow M$ детерміновано;

$M \rightarrow A$ детерміновано (нове завдання).

Матриця переходів у порядку $[A, E_H, E_{AI}, M]$:

$$P = \begin{pmatrix} 0 & p_h & 1 - p_h & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

Стационарний розподіл

Нехай $\pi = [\pi_A, \pi_H, \pi_{AI}, \pi_M]$ – стационарний розподіл. Розв'язок дає (доступний аналітично):

$$\pi_A = \pi_M = \frac{1}{3}, \quad \pi_H = \frac{p_h}{3}, \quad \pi_{AI} = \frac{1 - p_h}{3}.$$

Цікаво, що у цій простій схемі π_A і π_M не залежать від p_h ; фракція часу у виконанні пропорційна p_h .

Пропускна спроможність і середній час

Через те, що один цикл Assess \rightarrow Exec \rightarrow Monitor \rightarrow Assess три стани на цикл, **очікувана кількість кроків на одне завершення** = 3.

$$\text{throughput (завдань/крок)} = \pi_H + \pi_{AI} = \frac{1}{3}.$$

Отже середній час на завдання = $(1/\text{throughput}) = 3$ крокових одиниці.

Числовий приклад

Нехай оркестратор обирає $p_h = 0.6$. Тоді $\pi_H = 0.6/3 = 0.20$, $\pi_{AI} = 0.4/3 \approx 0.1333$.

throughput = 0.3333 завдань/крок. Середній час на завдання = 3 кроки. Якщо витрати за виконання завдання людьми $c_H = 12$, ШІ $c_{AI} = 8$, тоді довгострокова середня собівартість за задачу (у цій модельній структурі) дорівнює:

$$\text{Cost_per_task} = p_h c_H + (1 - p_h) c_{AI}.$$

У поданій спрощеній моделі це впливає з відношень стационарного розподілу.

Врахування невдач, тривалості та емоційного стану агентів та працівників

Реальні задачі довше виконуються людьми, мають можливість невдачі та відновлення; це вводиться через:

- self-loops** у станах виконання з ймовірністю залишитись (моделює тривалість);
- переходи Failure** із E_H або E_{AI} у стан Recovery з ймовірністю $1 - p_{succ}$;
- оновлення емоційного стану e** як частини контексту c , що змінює $p_H(e)$.

Тоді модель стає менш тривіальною: стаціонарний розподіл залежить від p_h , від $p_H(e)$ і від тривалостей виконання. Оркестратор у MDP-формі обирає p_h (або складнішу політику) для мінімізації цілей, які включають витрати, ризики й добробут працівників.

Формалізація трансформації ВТ в керований марковський процес

- **Подання стану:** $s_t = (n_t, c_t)$ – активний вузол ВТ і контекст.
- **Дії оркестратора:** $a_t \in A$ – зміна параметрів ВТ (параметр p_h , квоти, накази пріоритетів).
- **Перехід:** $P(s_{t+1}|s_t, a_t)$ – задається структурою ВТ і стохастичними параметрами дій.
- **Ціль:** мінімізувати довгострокову суму витрат/ризиків/стресу:

$$\min_{\pi} E \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t c(s_t, a_t) \right].$$

– **Розв'язання:** для невеликих систем – Bellman/DP; для великих – методи RL (policy gradient, actor-critic) або евристична bilevel-оптимізація.

Таким чином, перетворення ВТ у марковський процес дозволяє: **формально аналізувати** довгострокові показники (черги, пропускну здатність, ймовірність збоїв). Оркестратор робить систему **керованою** (MDP), тобто забезпечує можливість: мінімізувати сукупні витрати й водночас накладати обмеження на добробут працівників. Проста аналітична модель ілюструє базові взаємозв'язки; реальні системи потребують додаткових контекстних змінних та методів чисельної оптимізації / RL. Введення оркестратора має аналогію з агентом-лідером у ройових моделях [21].

Висновки

Незважаючи на значний прогрес у дослідженнях оптимізації трудових ресурсів і мультиагентних систем, залишається не вирішеною проблема комплексного моделювання взаємодії "людина–ШІ" з урахуванням технічної деградації ШІ-агентів та етичних обмежень. Існуючі підходи не інтегрують оптимізаційні моделі з теорією ігор і поведінковими структурами в єдину керовану систему.

Результати проведеного дослідження показують, що інтеграція автономних і когнітивних ШІ-агентів у системи управління трудовими ресурсами формує нову парадигму організаційної ефективності, яка суттєво відрізняється від традиційних HR-підходів. Ключовою є не заміна людської праці, а створення гібридних соціотехнічних систем, у яких людські компетенції доповнюються обчислювальними можливостями ШІ. Математичні моделі демонструють, що поєднання: дискретної оптимізації, теорії ігор, моделей черг, мультиагентних систем, алгоритмів машинного навчання створює інструментарій, здатний забезпечити збалансоване управління навантаженням, попередження перевтоми персоналу, уникнення технічної деградації ШІ-агентів.

Запропоновані формальні постановки оптимізаційних задач, зокрема: моделей призначення завдань, дворівневих ієрархічних структур управління та поведінкових моделей у вигляді марковських процесів, забезпечують уніфікацію взаємодії між людьми та агентами. Аналіз ролі оркестратора показав, що введення надрівневого координатора перетворює систему на керовану динамічну архітектуру, забезпечуючи глобальну узгодженість і стійкість навіть за умов стохастичності та високої варіативності завдань. Дослідження Behavior Trees доводить, що формалізація локальної поведінки агентів суттєво підвищує прогнозованість і надійність системи, але вимагає ретельної синхронізації з політиками оркестратора, щоб уникнути втрати гнучкості.

Моделі прогнозування на базі LSTM і Transformer демонструють значний потенціал у прогнозно-адаптивному плануванні персоналу, а синергетичний підхід MAS + ML + Optimization відкриває перспективу створення систем самокорекції, здатних у реальному часі: змінювати розподіл ресурсів, реагувати на зміну попиту, підтримувати баланс між продуктивністю і соціальним добробутом працівників. Включення до моделей таких параметрів як стрес, мотивація та когнітивні обмеження дозволяє створити більш реалістичні й гуманно орієнтовані моделі.

Отримані результати показують, що майбутнє управління трудовими ресурсами лежить у площині інтеграції формальних математичних методів, агентних технологій, прогновної аналітики та етичних принципів відповідального впровадження ШІ. Організації, що застосовуватимуть такі підходи, отримають не лише підвищення продуктивності, але й зростання стійкості, прозорості процесів, а також підвищення рівня довіри з боку працівників. Подальші наукові дослідження доцільно спрямувати на: розроблення масштабованих моделей для систем з великою кількістю агентів; формалізацію етичних обмежень на рівні оптимізаційних постановок; побудову адаптивних систем державного і корпоративного управління, інтегрованих із цифровими агентами.

Авторські внески: Корольов В.Ю. – постановка завдання дослідження; розробка математичної моделі оптимізації трудових ресурсів; класифікація задач оптимізації трудових ресурсів, класифікація типів агентів штучного інтелекту у моделях трудових ресурсів; Огурцов М.І. – розробка моделі оптимізації трудових ресурсів з використанням теорії ігор, формальна математична інтерпретація дерев поведінки у системі з оркестратором; Ходзінський О.М. – огляд наукових праць, аналіз впливу введення оркестратора агентів штучного інтелекту на постановку задачі оптимізації трудових ресурсів, редагування.

Список літератури

1. Cameron R., Herrmann, H., Nankervis A. Mapping the evolution of algorithmic HRM (AHRM): a multidisciplinary synthesis. *Humanit Soc Sci Commun.* **11**, 303. 2024. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02786-z>
2. Jotabá M.N., Fernandes C.I., Gunkel M., Kraus S. Innovation and human resource management: a systematic literature review". *European Journal of Innovation Management.* 2022. **25**, 6. P. 1–18. <https://doi.org/10.1108/EJIM-07-2021-0330>
3. Ghosh S., Majumder S., Das S.K. Artificial Intelligence Techniques in Human Resource Management. 21st Century Business Management. Apple Academic Press. 2025. 280 p. ISBN 9781774911686.
4. Budhwar P., Malik A., Kamran R. Research Handbook on Digital Human Resource Management. Edward Elgar Publishing. 2024. 490 p. ISBN 9781802205701
5. Bounfour A. Platforms and Artificial Intelligence: The Next Generation of Competences. Springer International Publishing. 2022. 308 p. ISBN 3030901912
6. Korolyov V., Ogurtsov M., Khodzinskiy O. Research on Algorithms for Local Robot Positioning Using Methods of Discrete Optimization. *Cybernetics and Computer Technologies.* 2025. No. 2. P. 5–16. <https://doi.org/10.34229/2707-451X.25.2.1>
7. Zhu X., Xu J., Ge J., Wang Y., Xie Z. Multi-Task Multi-Agent Reinforcement Learning for Real-Time Scheduling of a Dual-Resource Flexible Job Shop with Robots. *Processes.* 2023. **11**, 267. <https://doi.org/10.3390/pr11010267>
8. Madzik P., Lukáš C., Karol Č. Data-Centric Business and Applications. Advancing Success Through Operational Excellence, Financial Innovation, Digital Transformation, and Data-Driven Human Resource Management. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies.* Springer Cham. 2025. 372 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-89718-4>
9. Reddy Yanamala K.K. Strategic Implications of AI Integration in Workforce Planning and Talent Forecasting. *Journal of Advanced Computing Systems.* 2024. **4**, 1. P. 1–9. <https://doi.org/10.69987/JACS.2024.40101>
10. Peng J., Liu X. Labor resource allocation under extremely short construction period based on the inverse optimization method. *Engineering, Construction and Architectural Management.* **31**, 3. 2024. P. 1254–1271. <https://doi.org/10.1108/ECAM-06-2022-0604>
11. Lebedzki R. Human-AI collaboration in Hybrid Multi-Agent Systems. *International Journal of Electronics and Telecommunications.* 2025. **71**, 4. P. 1–9. <https://doi.org/10.24425/ijet.2025.155474>

12. Kashevnik A., Shchekotov M. Agents and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications. *Proceedings of 17th KES International Conference. KES-AMSTA 2023*. Springer Nature Switzerland. 2023. <https://doi.org/10.1007/978-981-99-3068-5>
13. Wang H., Deng Q. Hierarchical Multi-Agent Planning for Complex Workforce Scheduling using Decision Trees and Reinforcement Learning. *Journal of Scheduling*. 27, 5. 2024. P. 501–518. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124117>
14. Eissa K., Prasad R., Mohan S., Kapoor A., Comaniciu D., Singh V. Multi-Agent Reinforcement Learning with Long-Term Performance Objectives for Service Workforce Optimization. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.01069>
15. Mengkang Hu, Yuhang Zh., et al. OWL: Optimized Workforce Learning for General Multi-Agent Assistance in Real-World Task Automation. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.23885>
16. Гуляницький Л.Ф. Огурцов М.І. Визначення оптимального складу групи БПЛА для виконання поставленої задачі на основі теорії нечітких множин. *Інформаційні технології та комп'ютерне моделювання; матеріали статей Міжнародної науково-практичної конференції, м. Івано-Франківськ, 18-22 травня 2020 року*. Івано-Франківськ: п. Голіней О.М., 2020. С. 36–39. https://sci.ldubgd.edu.ua/bitstream/123456789/7160/1/Івано-Франківськ_оригінал.pdf
17. Корольов В., Огурцов М., Ходзінський О. Задача маршрутизації міжбанківських фінансових зобов'язань. *Фізико-математичне моделювання та інформаційні технології*. 36. 2023. С. 121–125. <http://www.fmmit.lviv.ua/index.php/fmmit/article/view/289> <https://doi.org/10.15407/fmmit2023.36>
18. Nguyen H.N. Chance-Constrained Optimization : Applications in Game Theory and Markov Decision Processes. *Operations Research*. Université Paris-Saclay. 2023. <https://theses.hal.science/tel-04214042v1/document>
19. He X., Yang S., Huang S. Cooperative Game Theory and Its Application to Networked Organizations. *Cooperative Design, Visualization, and Engineering. CDVE 2022. Lecture Notes in Computer Science*. 2022. Vol. 13492. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16538-2_9
20. Gebhardt Ch., Oulasvirta A., Hilliges O. Hierarchical Reinforcement Learning as a Model of Human Task Interleaving. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.02122>
21. Khan Q. W. Exploring Markov Decision Processes: A Comprehensive Survey of Optimization Applications and Techniques. *IgMin Res*. 2, 7. 2024. P. 508–517. <https://doi.org/10.61927/igmin210>
22. Verbeken B., Guerry M.A. State Re-union Maintainability for Semi-Markov Models in Manpower Planning. *Methodol Comput Appl Probab*. 27, 43. 2025. <https://doi.org/10.1007/s11009-025-10174-6>
23. Hulianytskyi L., Ogurtsov M., Korolyov V., Rybalchenko O., Yarushevskyi O. The group movement optimization of autonomous agents in a locally-centric navigation model. *IV International Scientific Symposium "Intelligent Solutions" (IntSol-2025)*, 34–56, May 1–5, 2025. <https://ceur-ws.org/Vol-4035/Paper4.pdf>

Received/Одержано 30.12.2025

Accepted/Прийнято 26.05.2026

Published/Надруковано 01.06.2026