«Системні технології» 5 (166) 2026 Том 1 «System technologies»
DOI 10.34185/1562–9945–5–166–2026–02
УДК 681.5:622.7

В.В. Тронь

ТАКТИЧНО–ОПЕРАТИВНА АРХІТЕКТУРА УЗГОДЖЕННЯ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОГО ПАРЕТО–ПЛАНУВАННЯ З РОЗПОДІЛЕНИМ МОДЕЛЬНО–ПРОГНОЗНИМ КЕРУВАННЯМ ПРОЦЕСАМИ ЗБАГАЧЕННЯ ЗАЛІЗНОЇ РУДИ

Анотація. Керування технологічними лініями збагачення залізної руди потребує узгодження тактичного багатокритеріального планування з оперативним керуванням, що функціонують на різних часових горизонтах. За відсутності явного механізму узгодження фактичний режим роботи може відхилятися від обраної Парето–оптимальної точки, а оцінки невизначеності характеристик сепарації не передаються між рівнями. Мета – розробити тактично–оперативну архітектуру з регламентованим двостороннім інтерфейсом і наскрізним перенесенням невизначеності. Використано багатокритеріальну оптимізацію методами NSGA–II/III, блоковий бутстреп для оцінювання довірчих інтервалів параметрів і показників сепарації та числове моделювання 30–добового сценарію. За обраної конфігурації отримана алгоритмом NSGA–II апроксимація фронту Парето характеризувалася більшим гіпероб'ємом і рівномірнішим розподілом розв'язків, ніж апроксимація, отримана NSGA–III (нормований гіпероб'єм 0,330, на 29% вище за NSGA–III); після дрейфу параметрів і перерахунку фронту частка часу поза зоною допустимих значень повертається в нормальний діапазон.
Ключові слова: багатокритеріальна оптимізація; Парето–фронт; NSGA–II; розподілене модельно–прогнозне керування; тактично–оперативне узгодження; збагачення залізної руди; наскрізне оцінювання невизначеності; блоковий бутстреп; робастність.

Постановка проблеми. Керування технологічними лініями збагачення залізної руди є багаторівневою задачею, у якій тактичне планування показників гірничо–збагачувального комбінату та оперативне керування технологічними апаратами функціонують на різних часових горизонтах і виконують принципово відмінні функції. Тактичний рівень на основі багатокритеріальної Парето–оптимізації обчислює оптимальні робочі точки за сукупністю виробничих, якісних, економічних та екологічних критеріїв на горизонті доби, тоді як оперативний рівень розподіленого модельно–прогнозного керування (Distributed Model Predictive Control, DMPC) стабілізує процес в околі цих точок за фактичних збурень із періодом дискретизації одиниці хвилин.

За відсутності явного механізму узгодження обидва оптимізатори можуть діяти у суперечливих напрямах, унаслідок чого фактичні технологічні показники можуть

© Тронь В.В., 2026
Copyright for this paper by its authors. Use permitted under License CC BY 4.0.

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

відхилятися від запланованої Парето–оптимальної робочої точки, а робастність оперативного керування — знижуватися. Крім того, невизначеність характеристик сепарації, оцінена за виробничими даними, у класичних ієрархіях керування не переноситься між рівнями: тактичний рівень оперує усередненими параметрами і показниками, а оперативний не має інформації про їхні довірчі інтервали. Це обумовлює потребу у формалізації регламентованого двостороннього інтерфейсу між тактичним і оперативним рівнями з наскрізним обчисленням невизначеності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Багатокритеріальну оптимізацію показників збагачення залізної руди та даних–орієнтовані ієрархії планування розвинуто у циклі праць [1–3]. У роботі Ding, Liu, Chai і Gao [1] формалізовано операційну оптимізацію рудозбагачувального процесу як багатокритеріальну задачу, у якій одночасно враховуються якість концентрату, вихід і виробничі витрати, та отримано множину компромісних робочих показників замість єдиного скалярного розв'язку. У оглядовій праці Ding, Chai і Wang [2] узагальнено сучасні орієнтовані на дані методи оптимізації збагачувальних фабрик і показано зростання ролі емпіричних моделей, ідентифікованих за промисловими вимірюваннями, у задачах планування. Ding, Chai і Yang [3] застосували динамічну еволюційну багатокритеріальну оптимізацію до задачі розподілу сировини, де повторну оптимізацію ініціює здебільшого зміна продуктивності обладнання; характерно, що перерахунок відбувається в межах одного еволюційного рівня планування без формалізованого зворотного зв'язку від оперативного керування.

Для розв'язання багатокритеріальних задач у зазначених дослідженнях і в суміжних роботах широко застосовують еволюційні алгоритми недомінованого сортування. Алгоритм NSGA–II [4] завдяки швидкому недомінованому сортуванню та механізму дистанції скупчення забезпечує рівномірне наближення Парето–фронту без апріорного задання вагових коефіцієнтів критеріїв. Його розвиток NSGA–III [5] орієнтований на багатокритеріальні задачі вищої розмірності та підтримує різноманіття розв'язків за допомогою структурованого набору опорних точок, що робить доцільним прямий порівняльний аналіз обох алгоритмів для конкретної задачі планування показників фабрики.

Питання узгодження такого планування з оперативним керуванням розглядають у межах ієрархічного поєднання оптимізації в реальному часі (Real–Time Optimization, RTO) з модельно–прогнозним керуванням (Model Predictive Control, MPC) [6–9]. Christofides зі співавторами [6] систематизували методи мережевого та розподіленого прогнозного керування, за яких велику задачу керування декомпонують на скоординовані локальні MPC–агенти, що обмінюються інформацією каналами зв'язку; однак координація стосується взаємодії регуляторів у межах одного оперативного рівня, а не узгодження оперативного керування з тактичним плануванням. Mercangöz і Doyle [7] реалізували оптимізацію в реальному часі для великомасштабної еталонної задачі виробництва, показавши, що періодичний перерахунок економічно оптимальних уставок на верхньому рівні здатний узгоджувати роботу територіально розподілених ділянок процесу; водночас обмін інформацією у їхній структурі залишається спрямованим згори вниз — від оптимізатора до регуляторів. Adetola і Guay [8] запропонували тіснішу інте-

грацію RTO та MPC, яка зменшує розрив часових масштабів між усталеною оптимізацією та динамічним керуванням і вводить адаптивне оцінювання параметрів моделі безпосередньо у контурі керування; проте отримані оцінки невизначеності використовуються всередині оперативного рівня і не передаються на рівень планування. Монографія Rawlings, Mayne і Diehl [9] узагальнює теорію прогнозного керування, зокрема економічне MPC та оцінювання стану на рухомому горизонті, і формує теоретичне підґрунтя врахування невизначеності робастними та стохастичними формулюваннями; втім, економічні цільові показники й уставки в ній трактуються як задані ззовні входи, тобто задача їх узгодженого формування на тактичному рівні виходить за межі розгляду.

Спільним обмеженням наявних підходів є відсутність регламентованого двостороннього інтерфейсу, у якому нижній рівень повертає верхньому не лише статистики виконання, а й оновлені оцінки параметрів і показників моделі сепарації з довірчими інтервалами, а реакція верхнього рівня на систематичне відхилення визначається статистично обґрунтованим регламентом. Наведений аналіз показує, що даних–орієнтовані багатокритеріальні ієрархії [1–3] ініціюють повторне планування без наскрізного перенесення невизначеності моделей сепарації між рівнями, а інтеграція RTO та MPC [6–9] забезпечує переважно односторонній потік уставок згори вниз. Розроблення архітектури, яка усуває цей розрив, і є предметом цієї роботи.

Мета дослідження. Мета роботи полягає у розробленні тактично–оперативної архітектури керування процесами збагачення залізної руди, що поєднує статичне багатокритеріальне Парето–планування (NSGA–II/III) з розподіленим модельно–прогнозним керуванням через регламентований двосторонній інтерфейс і забезпечує наскрізне обчислення невизначеності від рівня моделей сепарації до рівня добового планування.

Викладення основного матеріалу дослідження. Для розв'язання багатокритеріальної задачі планування показників фабрики розглядається переробка $I = 4$ мінералого–технологічних різновидів (МТР) залізної руди на інтервалі планування $T = 30$ діб з обсягами $X(t) = \{x_1(t), \dots, x_I(t)\}$. Кожен різновид характеризується вмістом заліза α_i, коефіцієнтом вилучення η_i та виходом концентрату σ_i. Задачу планування формалізовано як п'ятикритеріальну Парето–задачу з одночасним урахуванням обсягу концентрату Q, вмісту заліза β, енергетичних витрат C_P, екологічних витрат C_E та завантаження виробничих потужностей M:

$$\begin{aligned} Q(X) &= \sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{I} x_i(t)\,\sigma_i \to \max, \\ \beta(X) &= \frac{\sum_t \sum_i x_i(t)\,\alpha_i\,\eta_i}{\sum_t \sum_i x_i(t)\,\sigma_i} \to \max, \\ C_P(X) &= \sum_t \sum_i x_i(t)\,r_i\,C_r \to \min, \\ C_E(X) &= \sum_t \sum_i x_i(t)\,\theta_i \to \min, \\ M(X) &= \frac{\sum_t \sum_i x_i(t)}{Q_F} \to \max, \end{aligned} \tag{1}$$

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

де r_i — питомі витрати електроенергії; C_r — вартість одиниці електроенергії; θ_i — питомі викиди CO_2; Q_F — місячна виробнича потужність фабрики. Задача доповнюється обмеженнями на допустимі діапазони Q і β, сумарну продуктивність, сировинні бюджети МТР та енергетичні й екологічні нормативи.

Для розв'язання задачі (1) застосовано алгоритми NSGA–II [4] і NSGA–III [5] з ідентичними параметрами варіаційних операторів (рекомбінація SBX з $p_c = 0{,}9$, $\eta_c = 15$; поліноміальна мутація з $\eta_m = 20$), розміром популяції $N_{\text{pop}} = 200$, кількістю поколінь $N_{\text{gen}} = 400$ та фіксованим початковим станом генератора псевдовипадкових чисел для відтворюваності.

За обраної конфігурації алгоритм NSGA–II сформував апроксимацію фронту Парето, представлену 200 недомінованими розв'язками, що охоплюють широкий діапазон компромісів: обсяг концентрату Q від 7041 до 7700 т/міс, вміст заліза β у діапазоні 0,647–0,650, витрати C_P від 2,33 до 2,56 млн грн/міс, викиди C_E від 3821 до 4204 т CO_2/міс. Алгоритм NSGA–III згенерував 15 розв'язків, зосереджених у високопродуктивній області фронту (рис. 1).

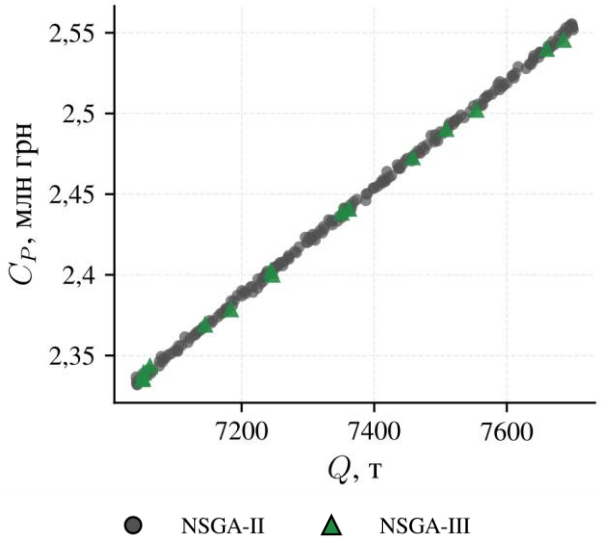


Рисунок 1 – Множина Парето у площині «обсяг концентрату – енергетичні витрати» для алгоритмів NSGA–II та NSGA–III

Для кількісного зіставлення фронтів обчислено індикатор гіпероб'єму HV та індикатор рівномірності Δ на нормованих критеріях (табл. 1). NSGA–II досяг нормованого гіпероб'єму $HV = 0{,}330$, що на 29 % перевищує результат NSGA–III, за суттєво нижчого значення індикатора Δ, тобто рівномірнішого заповнення області компромісів. Вміст заліза у концентраті залишається стабільним (0,647–0,650) незалежно від виробничих обсягів, оскільки контрактна специфікація задає вузький допустимий коридор і цей показник поводиться радше як активне обмеження якості. Перед обчисленням по-

казників усі критерії було приведено до задачі мінімізації та лінійно нормовано за спільними для обох алгоритмів межами. Гіпероб'єм обчислювався відносно спільної опорної точки.

Таблиця 1

Показники ефективності Парето–фронтів

Алгоритм	Гіпероб'єм HV (↑)	Індикатор Δ (↓)	Час, с (↓)
NSGA–II	0,330	0,023	6,3
NSGA–III	0,256	0,148	9,2

За використаних налаштувань нормований гіпероб'єм апроксимації, отриманої NSGA–II, становив 0,330 проти 0,256 для NSGA–III, тобто був більшим на 28,9%; менше значення Δ свідчить про рівномірніший розподіл отриманих недомінованих розв'язків.

Параметри і показники сепарації, прийняті в оптимізаційній задачі, калібровано за даними ситового аналізу трьох магнітних сепараторів РЗФ (повний матеріальний баланс по 9 класах крупності та 19 точках відбору). Оцінки ефективності окремих апаратів (середнє та 95 %–довірчий інтервал блокового бутстрепу) становлять

$\bar{\eta}_{\text{sep}} = 0{,}959\ [0{,}935;\ 0{,}984]$,

$\bar{\sigma}_{\text{sep}} = 0{,}839\ [0{,}610;\ 0{,}986]$,

$\bar{\beta}_{\text{Fe}} = 55{,}4\ \%\ [53{,}5;\ 59{,}0]$. Отримані довірчі інтервали використовуються далі як вхід для обчислення зон допустимих відхилень уставок і оцінювання робастності точок Парето–фронту.

Механізм узгодження між тактичним (NSGA) та оперативним (DMPC) рівнями формалізується через два регламентовані потоки обміну даними (рис. 2). Прямий потік передає $N_a = 3$ MPC–агентам добові оптимальні кортежі з періодом $T_{\text{tact}} = 24$ год:

$$\mathcal{P}_{\text{NSGA}\to\text{MPC}}(d) = \{\, \boldsymbol{y}_i^{\text{ref}}(d),\ [\boldsymbol{y}_i^{\min}(d),\ \boldsymbol{y}_i^{\max}(d)],\ \boldsymbol{w}_i(d) \,\}_{i=1}^{N_a},$$

де $\boldsymbol{y}_i^{\text{ref}}(d)$ — уставки виходів агента i, що відповідають вузловій точці Парето–фронту; $[\boldsymbol{y}_i^{\min},\ \boldsymbol{y}_i^{\max}]$ — зони допустимих відхилень, які стають жорсткими обмеженнями локальної задачі MPC; $\boldsymbol{w}_i(d)$ — вектор ваг штрафу. Ширина зони $\Delta_i = z_{0{,}975}\,\sigma_{\hat{\varepsilon},i}$ обчислюється безпосередньо з бутстреп–довірчих інтервалів параметрів моделі сепарації, чим забезпечується наскрізне перенесення невизначеності від рівня моделі до рівня уставок.

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

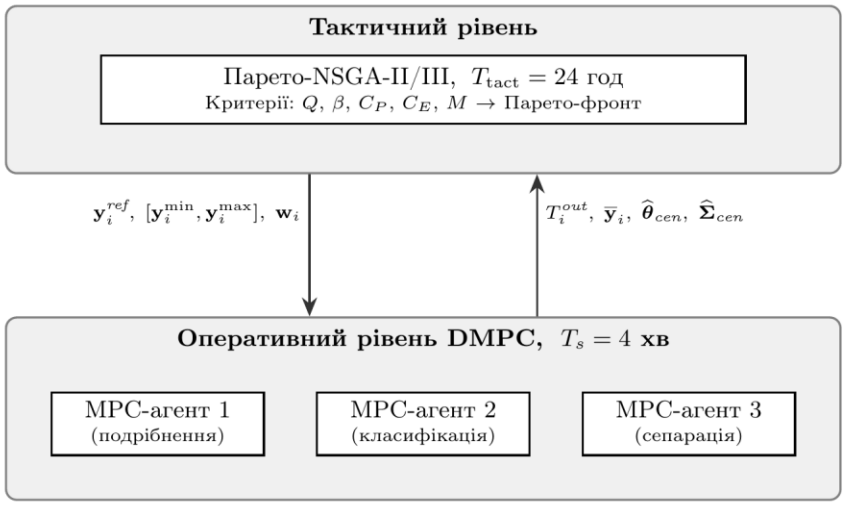


Рисунок 2 – Тактично–оперативна архітектура узгодження багатокритеріального Парето–планування з оперативним DMPC

Зворотний потік передає верхньому рівню добові статистики виконання уставок:

$$\mathcal{R}_{\text{MPC}\to\text{NSGA}}(d) = \{\, T_i^{\text{out}}(d),\ \bar{\boldsymbol{y}}_i(d),\ \hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{sep},i}(d),\ \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{sep},i}(d) \,\}_{i=1}^{N_a},$$

де $T_i^{\text{out}}(d) \in [0,1]$ — частка часу, протягом якої виміряний вихід агента виходив за межі зони допустимих значень; $\bar{\boldsymbol{y}}_i(d)$ — усереднений за добу вихід; $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{sep},i}(d)$ та $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{sep},i}(d)$ — оновлені точкова оцінка параметрів моделі сепарації та її коваріаційна матриця. Зведену характеристику параметрів обміну наведено у табл. 2.

Таблиця 2

Параметри механізму узгодження тактичного та оперативного рівнів

Параметр	Напрямок	Період	Зміст
$\boldsymbol{y}_i^{\text{ref}}$	NSGA → DMPC	24 год	Уставки виходів агента
$[\boldsymbol{y}_i^{\min}, \boldsymbol{y}_i^{\max}]$	NSGA → DMPC	24 год	Зони допустимих відхилень
$\boldsymbol{w}_i$	NSGA → DMPC	24 год	Ваги штрафу MPC
T_i^{out}	DMPC → NSGA	24 год	Частка часу поза зоною
$\bar{\boldsymbol{y}}_i$	DMPC → NSGA	24 год	Усереднений добовий вихід
$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{sep}}$	DMPC → NSGA	24 год	Оцінка параметрів сепарації
$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{sep}}$	DMPC → NSGA	24 год	Коваріаційна матриця

Регламент перерахунку Парето–фронту визначається трьома порогами на значенні $T_i^{\text{out}}(d)$. За $T_i^{\text{out}} \le 10\ \%$ (нормальний режим) дії верхнього рівня не виконуються, що відповідає очікуваній статистичній варіабельності у межах 95 %–довірчого інтервалу моделі сепарації. За $T_i^{\text{out}} \in (10\ \%;\ 30\ \%]$ (попереджувальний режим) день записується в історію спостережень; за тривалості такої ситуації понад п’ять діб поспіль

ініціюється перевірка моделі. За $T_i^{\text{out}} > 30\,\%$ (критичний режим) верхній рівень ініціює перерахунок Парето–фронту з оновленими оцінками $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{sep}}$ і $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{sep}}$.

Поріг 30 % ґрунтується на статистичній моделі відносної тривалості перебування поза зоною допустимих значень: за припущення, що у номінальному режимі $T_i^{\text{out}} \sim \text{Beta}(\alpha = 1, \beta = 19)$ (середнє 5 %), верхня межа одностороннього 95 %–довірчого інтервалу становить $\approx 15\,\%$, а значенню 30 % відповідає $\approx 99{,}9$–й процентиль. Перевищення 30 % з високою імовірністю свідчить про систематичне зміщення моделі, а не про випадкову флуктуацію виробничих збурень.

Для кожної точки фронту $\boldsymbol{y}^{\star}$ обчислюється розкид цільових функціоналів при варіюванні параметрів сепарації у межах їхніх 95 %–довірчих інтервалів:

$$\Phi_{\text{rob}}(\boldsymbol{y}^{\star}) = \max_{\boldsymbol{\theta} \in \mathcal{B}_{0,95}(\hat{\boldsymbol{\theta}})} \| F(\boldsymbol{y}^{\star}; \boldsymbol{\theta}) - F(\boldsymbol{y}^{\star}; \hat{\boldsymbol{\theta}}) \|_2,$$

де $F(\cdot)$ — вектор п’яти критеріїв; $\mathcal{B}_{0,95}$ — 95 %–еліпсоїд параметрів сепарації. Точки з великим Φ_{rob} маркуються як нестійкі й не рекомендуються для передачі MPC–агентам. Бутстреп–аналіз ($B = 200$ реплік) для 215 точок Парето–фронту NSGA–II показав, що 95 % точок (204 з 215) є робастними, а 11 нестійких точок зосереджено на периферії фронту (рис. 3).

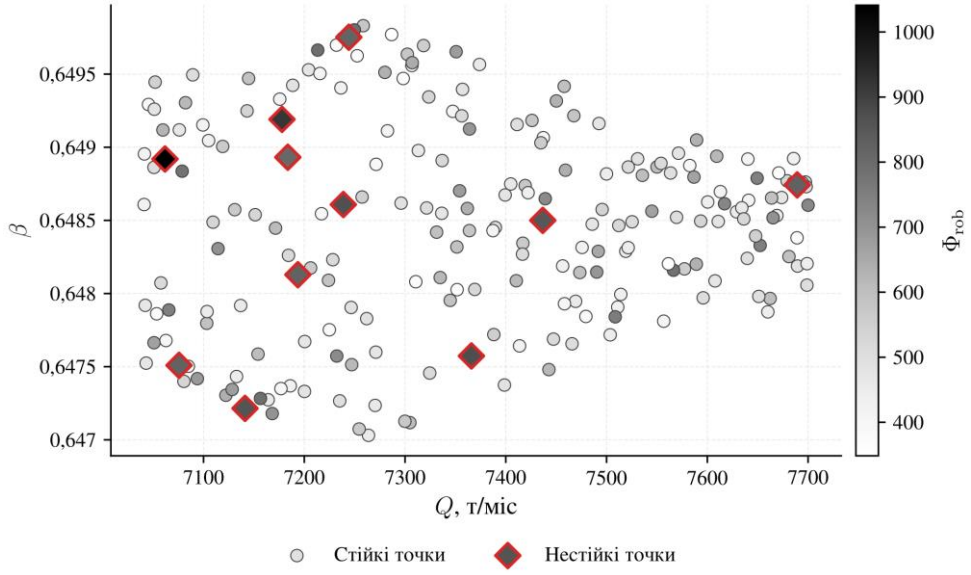


Рисунок 3 – Робастність точок Парето–фронту NSGA–II до варіації параметрів сепарації

Для верифікації регламенту реакції виконано числовий експеримент із 30–добовим сценарієм роботи інтерфейсу (рис. 4).

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

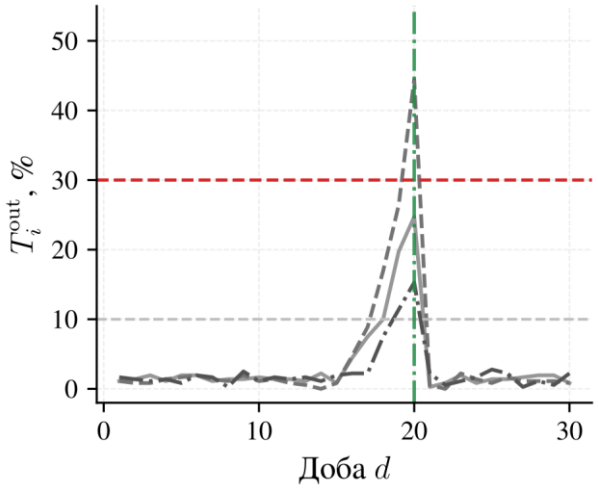


Рисунок 4 – Частка часу поза зоною допустимих значень T_i^{out} упродовж 30–добового сценарію роботи механізму узгодження

На інтервалі діб 1–14 система працює у номінальному режимі ($T_i^{\text{out}} < 10\ \%$). Починаючи з доби 15 моделюється поступовий дрейф параметрів сепарації, що призводить до зростання T_i^{out} через попереджувальну зону. На добі 20 показник перевищує критичний поріг 30 %, після чого тактичний рівень ініціює перерахунок Парето–фронту з оновленими параметрами. Після перерахунку (доби 21–30) T_i^{out} повертається в нормальну зону.

Висновки. Розроблено тактично–оперативну архітектуру керування процесами збагачення залізної руди, що поєднує статичне багатокритеріальне Парето–планування методом NSGA–II/III з оперативним розподіленим модельно–прогнозним керуванням через регламентований двосторонній інтерфейс. Архітектура включає прямий потік з передачею Парето–оптимальних уставок і зон допустимих значень, обчислених на основі бутстреп–довірчих інтервалів параметрів моделі сепарації, та зворотний потік з передачею статистик виконання і оновлених коваріаційних матриць. Реакція верхнього рівня визначається трипороговим регламентом зі статистично обґрунтованою верхньою межею 30 %.

Порівняння еволюційних алгоритмів показало, що за обраної конфігурації NSGA–II забезпечує ширше і рівномірніше покриття Парето–фронту (нормований гіпероб'єм $\text{HV} = 0{,}330$, на 29 % вище за NSGA–III). Числовий експеримент із 30–добовим сценарієм підтвердив працездатність регламенту реакції: після дрейфу параметрів і перерахунку фронту показник T_i^{out} повертається в нормальну зону. Запропонована архітектура забезпечує наскрізне обчислення невизначеності від рівня моделей сепарації через робочі точки добового планування до оперативного DMPC.

ЛІТЕРАТУРА

1. Ding J., Wang H., Liu C., Chai T. A multiobjective operational optimization approach for iron ore beneficiation process. *Proceedings of the 2013 International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMechS)*, Luoyang, China, September 25–27, 2013. Piscataway, NJ : IEEE, 2013. P. 582–587. DOI: 10.1109/ICAMechS.2013.6681710.
2. Ding J., Yang C., Chai T. Recent progress on data–based optimization for mineral processing plants. *Engineering*. 2017. Vol. 3, No. 2. P. 183–187.
DOI: 10.1016/J.ENG.2017.02.015.
3. Ding J., Yang C., Xiao Q., Chai T., Jin Y. Dynamic evolutionary multiobjective optimization for raw ore allocation in mineral processing. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*. 2019. Vol. 3, No. 1. P. 36–48.
DOI: 10.1109/TETCI.2018.2812897.
4. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA–II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2002. Vol. 6, No. 2. P. 182–197. DOI: 10.1109/4235.996017.
5. Deb K., Jain H. An evolutionary many–objective optimization algorithm using reference–point–based nondominated sorting approach, Part I: Solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2014. Vol. 18, No. 4. P. 577–601.
DOI: 10.1109/TEVC.2013.2281535.
6. Christofides P. D., Liu J., Muñoz de la Peña D. *Networked and distributed predictive control: Methods and nonlinear process network applications*. London : Springer, 2011. XXVIII, 232 p. DOI: 10.1007/978–0–85729–582–8.
7. Mercangöz M., Doyle F. J. III. Real–time optimization of the pulp mill benchmark problem. *Computers & Chemical Engineering*. 2008. Vol. 32, No. 4–5. P. 789–804.
DOI: 10.1016/j.compchemeng.2007.03.004.
8. Adetola V., Guay M. Integration of real–time optimization and model predictive control. *Journal of Process Control*. 2010. Vol. 20, No. 2. P. 125–133.
DOI: 10.1016/j.jprocont.2009.09.001.
9. Rawlings J. B., Mayne D. Q., Diehl M. M. *Model predictive control: Theory, computation, and design*. 2nd ed. Madison, WI : Nob Hill Publishing, 2017. XLVI, 623 p.

REFERENCES

1. Ding, J., Wang, H., Liu, C., & Chai, T. (2013). A multiobjective operational optimization approach for iron ore beneficiation process. In *2013 International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMechS)* (pp. 582–587).
IEEE. https://doi.org/10.1109/ICAMechS.2013.6681710
2. Ding, J., Yang, C., & Chai, T. (2017). Recent progress on data–based optimization for mineral processing plants. *Engineering, 3*(2), 183–187.
https://doi.org/10.1016/J.ENG.2017.02.015
3. Ding, J., Yang, C., Xiao, Q., Chai, T., & Jin, Y. (2019). Dynamic evolutionary multiobjective optimization for raw ore allocation in mineral processing. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 3*(1), 36–48.

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)

https://doi.org/10.1109/TETCI.2018.2812897
4. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA–II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 6*(2), 182–197. https://doi.org/10.1109/4235.996017
5. Deb, K., & Jain, H. (2014). An evolutionary many–objective optimization algorithm using reference–point–based nondominated sorting approach, Part I: Solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 18*(4), 577–601. https://doi.org/10.1109/TEVC.2013.2281535
6. Christofides, P. D., Liu, J., & Muñoz de la Peña, D. (2011). *Networked and distributed predictive control: Methods and nonlinear process network applications*. Springer. https://doi.org/10.1007/978–0–85729–582–8
7. Mercangöz, M., & Doyle, F. J., III. (2008). Real–time optimization of the pulp mill benchmark problem. *Computers & Chemical Engineering, 32*(4–5), 789–804.
https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2007.03.004
8. Adetola, V., & Guay, M. (2010). Integration of real–time optimization and model predictive control. *Journal of Process Control, 20*(2), 125–133.
https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2009.09.001
9. Rawlings, J. B., Mayne, D. Q., & Diehl, M. M. (2017). *Model predictive control: Theory, computation, and design* (2nd ed.). Nob Hill Publishing.

Received 01.06.2026.
Accepted 03.08.2026.
Published 30.10.2026

Tactical–operational architecture for coordinating multi–criteria Pareto planning with distributed model predictive control of iron ore beneficiation processes

Analysis of recent research and publications. The integration of real–time optimization with model predictive control and data–based hierarchies for beneficiation performance planning have been developed in a number of works; however, the exchange between levels is mostly one–way and does not provide for the propagation of separation–model uncertainty estimates from the operational level to the tactical one.

The purpose of the study is to develop a tactical–operational control architecture for iron ore beneficiation processes that combines static multi–criteria Pareto planning by NSGA–II/III with operational distributed model predictive control through a regulated two–way interface and provides end–to–end uncertainty computation from the separation–model level to the daily–planning level.

Presentation of the main material. The plant performance planning problem is formalized as a five–criteria Pareto problem (concentrate output, iron content, energy and environmental costs, capacity utilization) for four mineralogical–technological ore varieties over a 30–day horizon. A comparison of NSGA–II and NSGA–III showed that NSGA–II provides wider and more uniform coverage of the Pareto front (normalized hypervolume 0.330, 29% higher than NSGA–III). The separation–model coefficients were calibrated against industrial data from three magnetic separators using block bootstrap. A regulated coordination mechanism is proposed with a forward flow (Pareto set–points and admissible deviation zones computed from confidence intervals) and a backward flow (execution statistics and updated co-

variance matrices). The upper–level reaction is governed by a three–threshold scheme with a statistically justified upper bound of 30%. A robustness metric of Pareto–front points to separation–parameter identification error is developed.

Conclusions. A numerical experiment with a 30–day scenario confirmed the operability of the reaction regulation: after parameter drift and Pareto–front recomputation, the fraction of time outside the admissible zone returns to the normal range. The proposed architecture provides end–to–end uncertainty computation from the separation–model level, through daily–planning operating points, to operational distributed control.

Тронь Віталій Валерійович — доцент кафедри автоматизації, комп'ютерних наук і технологій, Криворізький національний університет.
ORCID: https://orcid.org/0000–0002–6149–5794.

Tron Vitalii Valeriiovych — Associate Professor, Department of Automation, Computer Science and Technologies, Kryvyi Rih National University.
ORCID: https://orcid.org/0000–0002–6149–5794.

ISSN 1562-9945 (Print)
ISSN 2707-7977 (Online)