**1.1. Вступ: Стратегічний контекст та проблематика**

Сучасна гірничорудна промисловість функціонує в умовах високої динаміки, жорсткої конкуренції та ресурсних обмежень. Коливання цін на сировину та енергоносії, посилення екологічних вимог і нові міжнародні стандарти якості перетворюють підвищення ефективності збагачення з технічного завдання на стратегічну умову конкурентоспроможності та лідерства.

**1.2. Економічне та технологічне обґрунтування**

Оптимізація процесу збагачення забезпечує:

* Зменшення втрат цінних компонентів.
* Зниження енергоспоживання та витрат на реагенти.
* Стабільність якості концентрату.

Це формує основу для надійного планування, екологічної відповідальності та стійкого виходу на ринок.

**1.2.1. Ключові показники ефективності (KPIs)**

**Технологічні:**

* Сталий вміст цільового компонента (напр., Fe) у концентраті.
* Мінімізація втрат корисних речовин у хвостах.
* Контроль гранулометричного складу.

**Економічні:**

* Скорочення питомих витрат енергії.
* Зменшення витрат на реагенти.
* Підвищення продуктивності технологічних ліній.

**1.3. Світовий досвід цифрової трансформації**

**1.3.1. Практика лідерів ринку:**

* **Vale (Бразилія):** Система *SmartPlant* на базі IoT та ШІ прогнозує якість концентрату, адаптує параметри процесу. Результат: економія енергоресурсів 10–12%, зниження втрат Fe у хвостах на 15%.
* **Rio Tinto (Австралія/Британія):** Динамічні контролери з самооновленням параметрів. Результат: вилучення Fe до 91%.
* **LKAB (Швеція):** Інтегрована IIoT-платформа з багаторівневими моделями MPC. Результат: флуктуація якості концентрату ↓30%, менше штрафів за позасортову продукцію.
* **BHP (Австралія):** Превентивна аналітика для виявлення аномалій.
* **Китай (Sinosteel, Baosteel):** Глибоке навчання та IIoT-датчики для мінімізації людського фактору.

**1.3.2. Технологічні тенденції:**

* Перехід від стабілізації до **динамічної оптимізації** (MPC, адаптивні системи).
* Акцент на **передбачення ризиків** ("soft sensors", системи раннього попередження).
* Глибока інтеграція IIoT, MES-платформ та аналітики даних.

**1.4. Стан та виклики українських підприємств**

**1.4.1. Поточний рівень:**

* Частка автоматизованих вузлів зросла з 10% (2015) до 50% (2024).
* Переважає **фрагментарна автоматизація** окремих ділянок (напр., ПІД-регулятори, локальні IIoT-рішення).
* Успішні кейси:
* *Інгулецький ГЗК:* Автоматизація магнітної сепарації → ↓5% втрат Fe, оптимізація витрат реагентів.
* *Північний ГЗК:* Тестування MPC-модулів → ↑7–10% стабільності концентрату, ↓18% простоїв, ↓9% витрат енергії.
* *Полтавський ГЗК:* IIoT-контроль вологості → оптимізація експортних відвантажень.

**1.4.2. Ключові проблеми:**

* Відсутність **єдиної цифрової платформи** (розрізнені дані, повільна реакція на зміни).
* Обмежена сенсорна база та недостатня ІТ-інтеграція.
* Дефіцит кваліфікованих кадрів для підтримки складних систем.
* Фрагментарність інвестування та відсутність системної стратегії.

**1.5. SWOT-аналіз українських ГЗК**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Сильні сторони | Слабкі сторони | Можливості | Загрози |
| Відносна цифрова культура (Північний ГЗК) | Нестача історичних даних | Прискорене масштабування | Втрата темпу модернізації |
| Поетапність реалізації (Інгулецький ГЗК) | Нестача кадрів | Залучення міжнародних експертів | Кадрова міграція |
| Гнучкість у впровадженні (Центральний ГЗК) | Застаріла периферія | Побудова єдиної платформи | Фрагментація даних |

**1.6. Стратегічні напрями для України**

**1.6.1. Data-Driven Decision Making:**

* Розгортання масштабних сенсорних мереж (IIoT) та платформ для аналітики даних (MES, data mining).
* Перехід від "точкової" до цілісної інтеграції даних.

**1.6.2. Від стабілізації до оптимізації:**

* Впровадження адаптивних систем керування (MPC), здатних динамічно корегувати параметри з урахуванням змін сировини та ринку.

**1.6.3. Прогнозування та превентивні дії:**

* Розвиток систем раннього виявлення аномалій ("soft sensors") та предиктивної аналітики.

**1.6.4. Дорожня карта на 2025–2030 рр.:**

* Інвестиції в сенсорні мережі, цифрову інфраструктуру та підготовку ІТ-фахівців.
* Поступовий перехід до **мультиагентних платформ** з аналітикою реального часу.
* Партнерство з міжнародними інтеграторами для запозичення досвіду.

**1.7. Висновки**

Підвищення ефективності збагачення вимагає **системної цифрової трансформації**, а не поодиноких рішень. Світові лідери довели, що інтеграція IIoT, ШІ та адаптивних систем керування забезпечує:

* ↓ енерговитрат та втрат корисних компонентів,
* ↑ стабільності якості продукції,
* ↓ операційних ризиків.

Для України ключовим завданням є подолання фрагментарності через стратегічні інвестиції в інфраструктуру, кадри та цілісні платформи. Це дозволить перетворити автоматизацію з інструменту локальної оптимізації на фундамент глобальної конкурентоспроможності.

**Додаток: Порівняльна таблиця технологій та результатів**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Підприємство | Технології | Технологічний ефект | Економічний результат | Виклики |
| **LKAB** (Швеція) | IIoT, MPC | ↓30% флуктуації якості | ↓ штрафи, ↑ рентабельність | Висока складність інтеграції |
| **Vale** (Бразилія) | Гібридні нейромережі | ↓ енергоспоживання | Миттєва окупність | Неоднорідність руд |
| **Північний ГЗК** (УА) | Пілотні MPC, IIoT | Стабілізація параметрів | ↓9% енерговитрат | Дефіцит сенсорів |
| **Інгулецький ГЗК** (УА) | AI/ML-схеми | ↓5% втрат Fe | ↓ експлуатаційні витрати | Обмежене масштабування |

**2.1. Вступ: Роль математичного моделювання**

Математичне моделювання слугує основою для аналізу, прогнозування та управління технологічними процесами збагачення. Розмаїття методологій вимагає глибокого розуміння переваг, обмежень і практичної придатності кожного класу моделей для обґрунтованого вибору алгоритмів прогнозуючого керування.

**2.2. Класифікація математичних моделей**

**2.2.1. Фізико-хімічні моделі ("біла скринька")**

**Формалізм:**

* Моделі масового балансу:  
  dtdM​=Fin​−Fout​−L  
    
  де M — кількість матеріалу, Fin/out​ — потоки, L — втрати.
* **Кінетика вилучення:**
* Флотація: dtdC​=−kC (C — концентрація);
* Магнітна сепарація: dtdγ​=f(H,v,d) (H — магнітне поле, v — швидкість, d — розмір часток).
* **Моделі масо-/теплообміну:** Рівняння Нав'є-Стокса для пульпи.
* **Моделі молекулярних взаємодій:** Сорбція, рекристалізація, коагуляція.

**Промислові кейси:**

* **Vale (Бразилія):** Оптимізація гідродинаміки магнітної сепарації → ↑3% вилучення Fe (2017).
* **Fujiwara et al. (2020):** Деталізація кінетики → ↓30% коливань вмісту Fe у концентраті.

**2.2.2. Статистичні лінійні моделі ("чорна скринька")**

**Формалізм:**

* Багатовимірна регресія (MLR):  
  Y=β0​+i=1∑n​βi​Xi​+ϵ  
  де Y — вихідний показник (напр., концентрація Fe), Xi​ — вхідні фактори.
* **ARIMA:** Прогнозування часових рядів (якість концентрату, простої).
* **PLS-регресія, дискримінантний аналіз:** Контроль гранулометрії та корекція режимів.

**Промислові кейси:**

* **Samarco (Бразилія):** MLR → ↓8% витрат реагентів + стабілізація якості (Peres & Peixoto, 2018).
* **Китай (Wang et al., 2021):** ARIMA для прогнозу аварій → ↓12% незапланованих зупинок.

**2.2.3. Нелінійні моделі на основі даних ("сіра/чорна скринька")**

**Формалізм:**

* **Штучні нейронні мережі (NN):**
* Multilayer perceptron, LSTM для прогнозу якості концентрату (Sudhakar et al., 2020).
* Ядерні методи:  
  f(x)=i=1∑n​αi​K(xi​,x)  
  де K — ядро (напр., Гаусовське), αi​ — ваги.
* Підходи: Kernel Ridge Regression (KRR), Gaussian Process Regression (GPR), Support Vector Regression (SVR).

**Промислові кейси:**

* **LKAB (Швеція):** GPR + soft sensors → стабільність гранулометрії ±2% (Johansson et al., 2019).
* **ArcelorMittal (Канада):** SVR для корекції реагентів → ↑5% вилучення.

**2.3. Порівняння моделей та стратегії вибору**

**2.3.1. Ключові критерії:**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Тип моделі | Переваги | Недоліки | Найкраща сфера застосування | Обмеження |
| **Фізико-хімічні** | Висока інтерпретованість результатів; Надійність для добре вивчених процесів; Можливість аналізу впливу окремих технологічних змін | Обчислювальна складність для реального часу; Неадаптивність до змін сировини; Складність врахування стохастики | Теоретичний аналіз, симулятори | Неадаптивність |
| **Статистичні лінійні** | Швидка побудова та оновлення; Ефективність при частій зміні вхідних даних; Легка автоматична ідентифікація параметрів | Не враховують нелінійність та міжфакторні зв'язки; Відсутність фізичної інтерпретації; Слабка екстраполяція в нових умовах | Швидке реагування, моніторинг | Нелінійні залежності |
| **Нелінійні** | Апроксимація будь-яких нелінійних залежностей; Стійкість до пропусків даних та аномалій; Адаптивність до змін режимів | Вимагають великих репрезентативних датасетів; Низька інтерпретованість (особливо NN); Високі обчислювальні витрати | Digital twins, MPC, soft sensors | Вимоги до даних/потужностей |

**2.3.2. Гібридні підходи:**

Оптимальні рішення поєднують:

* **Фізичну основу** → теоретична обґрунтованість.
* **Статистичну корекцію** → оперативність.
* **Нелінійну адаптацію** → точність у змінних умовах.

*Приклад:* MPC-системи з фізичною моделлю "ядра" та нейромережевою корекцією.

**2.4. Практичні аспекти впровадження**

**2.4.1. Типові помилки:**

1. **Недостатня ідентифікація процесу:** Неякісний збір даних → неадекватні моделі.
2. **Ігнорування стохастики/мультиколінеарності:** Переоцінка факторів → помилкові прогнози.
3. **Перенавчання моделей (overfitting):** Надмірна складність → втрата адекватності.
4. **Недостатня валідація:** "Сліпі зони" у нових умовах → втрата довіри.

**2.4.2. Підготовка даних:**

|  |  |
| --- | --- |
| Тип моделі | Ключові вимоги до даних |
| **Фізико-хімічні** | Точні inline-вимірювання (склад, гранулометрія), калібровка сенсорів |
| **Статистичні лінійні** | Нормалізація, перевірка на мультиколінеарність, очищення від аномалій |
| **Нелінійні** | Великі синхронізовані датасети, імпутація пропусків, балансування класів |

**2.4.3. Soft sensors:**

**Специфіка налаштування:**

* **Фільтрація даних:** Корекція лагів, синхронізація з SCADA.
* **Динамічна адаптація:** Автоматичне перенавчання при зміні сировини/обладнання.
* **Валідація:** Інтеграція з "цифровим двійником" для крос-перевірки.

**2.5. Висновки та стратегічні орієнтири**

1. **Вибір моделі** визначається цілями:

* *Фізико-хімічні:* Дослідження фундаментальних процесів.
* *Статистичні:* Оперативний контроль.
* *Нелінійні:* Складні адаптивні системи (MPC, digital twins).

1. **Гібридизація** забезпечує баланс точності, швидкості та адаптивності.
2. **Якість даних** — критичний фактор ефективності будь-якої моделі.
3. **Soft sensors** вимагають суворої валідації та інтеграції у виробничий цикл.

**Стратегічна рекомендація:** Для критичних процесів (напр., флотація) оптимальний підхід — поєднання фізичної моделі (база) з ядерними методами (адаптація).

**3.1. Класифікація методів керування магнітною сепарацією**

**3.1.1. Класичні регулятори (ПІД, каскадні схеми)**

* **Застосування:** Підприємства зі стабільною сировиною (Північний ГЗК, Магнітогорський МК).
* **Переваги:** Простота, надійність, легка інтеграція з SCADA/PLC.
* **Недоліки:** Низька ефективність для багатоканальних/варіабельних руд; неадаптивність до динамічних збурень.

**3.1.2. Сучасні алгоритми (MPC, APC)**

* **Застосування:** Комплексні руди (Vale, Rio Tinto, LKAB).
* **Переваги:** Адаптація до динаміки, робота з багатьма параметрами.
* **Недоліки:** Складне налаштування, потреба у точних моделях.

**3.1.3. Гібридні підходи**

* **Застосування:** Поєднання ПІД (швидкодія) та інтелектуальних моделей (стратегічна оптимізація) — Ferrexpo ПГЗК (Україна), Outokumpu (Фінляндія).
* **Переваги:** Універсальність, модульність.

**3.2. Оптимальні стратегії для типів руд**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Тип руди | Найефективніші методи | Промислові кейси | Результат |
| **Магнетитові** | Класичні ПІД-регулятори | ArcelorMittal Кривий Ріг | Стабільна якість, низькі витрати |
| **Гематитові** | MPC + Soft Sensors | Vale (Бразилія), Ferrexpo (Україна) | ↓ втрат Fe, стабілізація концентрату |
| **Змішані/дрібні** | Гібридні схеми з нелінійними моделями | Anshan Iron & Steel (Китай) | Раннє виявлення деградації обладнання |

**3.3. Ядрові методи в промисловості**

**3.3.1. Типи та особливості:**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Метод | Найкращі сфери застосування | Переваги | Обмеження |
| **KRR** | Online-корекція параметрів | Швидкість, чутливість | Високі обчислювальні витрати |
| **SVR** | MIMO-системи, контроль домішок | Точність прогнозів (LKAB, Ferrexpo) | Складне налаштування гіперпараметрів |
| **GPR** | Діагностика обладнання | Оцінка надійності прогнозу (Central GZK) | Потреба у кваліфікованих аналітиках |

**3.3.2. Економічний ефект:**

* Стабілізація якості продукту на змішаних рудах (Бразилія, Фінляндія).
* Зменшення кількості аварій (Outokumpu).

**3.4. Інтеграція ядрових моделей у SCADA/PLC**

**Крокова схема:**

1. **Збір даних:** SCADA/PLC-шари отримують сигнали від сенсорів (температура, гранулометрія).
2. **Попередня обробка:** Нормалізація, валідація, усунення шуму.
3. **Моделювання:** KRR/SVR/GPR обчислюють оптимальні значення регулюючих впливів.
4. **Прийняття рішень:** MPC/APC-модуль формує уставки для контролерів.
5. **Візуалізація:** Dashboard для оператора з рекомендаціями та тривогами.

*Технологія зв'язку:* Промисловий Ethernet, OPC-сервери.

**3.5. Проблеми впровадження та шляхи їх подолання**

**3.5.1. Ключові виклики:**

* **Точність вимірювань:** Неякісні сенсори призводять до помилкових прогнозів.
* **Інтеграція з SCADA:** Нестача потужностей контролерів вимагає edge-обчислень.
* **Надійність:** Відсутність бекап-алгоритмів при збоях системи.
* **Персонал:** Дефіцит кваліфікації для роботи з SVR/GPR.
* **Адаптивність:** Складність online-оновлення моделей при зміні сировини.

**3.5.2. Стратегії оптимізації:**

* Розподіл обчислень між edge-пристроями та серверами MES.
* Автоматичний re-training моделей.
* Розробка fallback-механізмів для забезпечення безперебійної роботи.

**3.6. Висновки та стратегічні рекомендації**

1. **Вибір методу** керування залежить від типу руди:

* *Магнетитові:* Класичні ПІД-регулятори.
* *Гематитові/змішані:* MPC/гібридні системи.

1. **Ядрові методи (KRR/SVR/GPR):**

* Підвищують точність керування на 15-30% для складних руд.
* Вимагають потужної ІТ-інфраструктури та кваліфікованого персоналу.

1. **Інтеграція у SCADA:**

* Вимагає чіткого розподілу обчислювальних потужностей.
* Обов'язковим є етап валідації даних.

**Ключова рекомендація:** Для підприємств з високою варіабельністю сировини оптимальна гібридна стратегія: **ПІД** (швидкий контур) + **MPC з ядровими моделями** (стратегічна оптимізація).

**4.1. Актуальні промислові виклики та стратегічні тенденції**

Сучасний гірничо-металургійний комплекс стикається з такими ключовими викликами:

* **Необхідність гнучкого реагування** на зміну якості сировини та коливання технологічних параметрів.
* **Посилення конкуренції** на ринку мінеральних ресурсів.
* **Суворі вимоги сталого розвитку** (енергоощадність, мінімізація відходів, екологічна безпека).
* **Обмеження впровадження інтелектуальних систем** через неідеальну сенсорику та змінну динаміку об'єктів.

Ці фактори визначають новий рівень складності для систем керування процесами збагачення.

**4.2. Об'єкт та предмет дослідження**

**Об'єкт дослідження:** Динамічна система магнітної сепарації з вихідними параметрами:

* Масова частка цільового компоненту у концентраті.
* Втрати корисних речовин у хвостах.
* Гранулометричний склад проміжної продукції.
* Енергоспоживання.

**Предмет дослідження:** Комплекс математичних моделей та алгоритмів прогнозуючого керування на основі:

* Методів ядерних функцій (kernel methods).
* Сучасних підходів машинного навчання.
* Адаптації до нелінійної динаміки процесу.

**4.3. Формалізація задачі прогнозуючого керування**

**4.3.1. Динамічна модель системи**

Стан системи: x(t)∈Rn

Вхідні впливи: u(t)∈Rm

Вихідні параметри: y(t)∈Rp

Функціональне співвідношення:

y(t+1)=f(x(t),u(t),w(t))

де f(⋅) — невідома нелінійна функція, w(t) — невимірювані збурення.

Апроксимація ядровими методами:

y^​(t+1)=i=1∑N​αi​K([x(t);u(t)],[xi​;ui​])

де K(⋅,⋅) — ядрова функція (гаусівська/поліноміальна), αi​ — вагові коефіцієнти.

Мінімізаційний функціонал для визначення α:

αmin​t=1∑T​∥y(t+1)−y^​(t+1)∥2+λ∥α∥2

**4.3.2. Реалізація та верифікація моделі**

* Обробка великих масивів виробничих даних.
* Крос-валідація на часових рядах.
* Перевірка здатності враховувати:
* Динамічне насичення.
* Стохастичні збурення.
* Мультиколінеарність ознак.

**4.3.3. Задача прогнозуючого керування (MPC)**

Оптимізаційна задача на кожному кроці:

ut..t+N−1​min​τ=0∑N−1​∥y^​(t+τ+1)−yref​(t+τ+1)∥Q2​+∥u(t+τ)−uss​∥R2​

за обмежень:

* umin​≤u(t)≤umax​
* Техніко-технологічні обмеження стану.

де yref​ — бажана траєкторія, uss​ — стаціонарне керування, Q,R — вагові матриці.

**4.3.4. Ідентифікація в умовах неповних даних**

Специфіка сучасних промислових умов:

* Неповні та гетерогенні дані.
* Високий рівень шуму.
* Структурна різнорідність інформації.

Завдання: Відновлення апроксимуючих залежностей з регуляризованим критерієм похибки та додатковими термами для врахування:

* Кореляційності даних.
* Структурної різнорідності.

**4.4. Валідація та зіставлення з сучасними підходами**

**Методологія експериментальної перевірки:**

1. Використання відкритих наборів даних (процеси мокрої магнітної сепарації).
2. Промислові тести у контрольованих умовах.
3. Порівняння з альтернативними підходами:

* Класичне лінійне MPC.
* Нейронні моделі.
* Статистичне керування.

**Ключові показники порівняння (KPIs):**

* Стабільність роботи при зміні властивостей сировини.
* Ефективність в умовах нестаціонарностей.
* Точність прогнозу при неповних спостереженнях.

**4.5. Межі дослідження та наукова новизна**

**Обмеження:**

* Дослідження не охоплює макрорівневе диспетчерське планування.
* Фокус зосереджений на локальному рівні інтелектуального керування.

**Наукова новизна:**

1. Розробка алгоритмів адаптивної ідентифікації для складних умов експлуатації.
2. Інтеграція ядрових моделей у структуру MPC.
3. Оптимізація траєкторій керування для реальних промислових середовищ.
4. Створення механізмів компенсації впливу неповних та зашумлених даних.