# РОЗДІЛ 3

Ось проєкт третього розділу наукової роботи, створений на основі наданих рекомендацій, теоретичного опису та змісту вашої симуляції.

## РОЗДІЛ 3. СИНТЕЗ ПРОГНОЗНОГО КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСОМ ЗБАГАЧЕННЯ ЗАЛІЗОРУДНОЇ СИРОВИНИ МЕТОДОМ МАГНІТНОЇ СЕПАРАЦІЇ

Синтез системи керування полягає у розробці алгоритмів, що інтегрують ідентифіковану модель процесу в замкнений контур для досягнення поставлених технологічних цілей. Цей розділ присвячено розробці функціональної схеми та алгоритмів предиктивного керування, що включають механізми оцінки стану, компенсації збурень та онлайн-адаптації.

### 3.1. Розробка функціональної схеми системи автоматизованого керування

Запропонована система керування реалізує архітектуру, в якій контролер працює в парі з оптимальним оцінювачем стану. Це дозволяє системі ефективно функціонувати в умовах невизначеності, шумів вимірювань та непередбачуваних збурень. Функціональна схема системи (рис. 3.1) ілюструє послідовність обробки інформації та взаємодію ключових компонентів на кожному кроці керування.

**Рисунок 3.1 – Функціональна схема системи MPC з оцінювачем стану (EKF).** (Примітка: Тут має бути блок-схема, що візуалізує наступний процес).

Робочий цикл системи, реалізований у модулі sim.py, складається з наступних етапів:

1. **Вимірювання та фільтрація:** Сигнали з "реального об'єкта" (імітованого StatefulDataGenerator) надходять на детектор аномалій (SignalAnomalyDetector), який усуває викиди та спотворення.

2. **Прогноз стану (EKF Predict):** Розширений фільтр Калмана (EKF) виконує крок прогнозу, обчислюючи апріорну оцінку розширеного вектору стану x^k∣k−1​, який включає як фізичний стан, так і оцінку зовнішніх збурень.

3. **Оптимізація (MPC Optimize):** MPC контролер використовує оцінку стану від EKF для лінеаризації моделі та розв'язує задачу оптимізації, знаходячи оптимальну послідовність керуючих дій на горизонті Nc​.

4. **Дія на об'єкт:** Перша дія з оптимальної послідовності, uk​, подається на об'єкт керування.

5. **Корекція стану (EKF Update):** Після отримання нового вимірювання zk​ з об'єкта, EKF виконує крок корекції, обчислюючи апостеріорну оцінку стану x^k∣k​ та інновацію (нев'язку).

Цей замкнений цикл безперервно повторюється, забезпечуючи адаптивне та робастне керування.

### 3.2. Алгоритм керування процесом

Алгоритмічна основа системи базується на синергії трьох ключових елементів: формулювання задачі MPC, оптимальної оцінки стану та збурень за допомогою EKF, та механізму онлайн-адаптації.

**Формулювання задачі MPC**

На кожному кроці k MPC контролер розв'язує задачу мінімізації цільової функції J на горизонті прогнозування Np​:

ΔUk​min​J(xk​,ΔUk​)=i=0∑Np​−1​∣∣yk+i+1∣k​−rk+i+1​∣∣Q2​+i=0∑Nc​−1​∣∣Δuk+i∣k​∣∣R2​

де:

• yk+i+1∣k​ — прогноз виходів,

• r — референсні значення (уставки),

• Δu — зміна керуючої дії,

• Q,R — вагові матриці, що визначають пріоритет точності відстеження та плавності керування.

Ця задача доповнюється обмеженнями на амплітуду та швидкість зміни керування:

umin​≤uk+i​≤umax​∣Δuk+i​∣≤Δumax​

**Робастне керування: Offset-Free та м'які обмеження**

Для підвищення робастності та надійності системи реалізовано два важливі механізми:

1. Компенсація збурень (Offset-Free MPC): Для усунення статичної помилки, спричиненої невідповідністю моделі та сталими збуреннями, застосовано Принцип Внутрішньої Моделі. Це реалізовано через розширення вектору стану в EKF оцінкою збурень dk​. Прогноз виходу в MPC модифікується для врахування цієї оцінки:yk+i∣k​=f(xk+i∣k​)+d^k​Це дозволяє контролеру активно компенсувати вплив збурень.

2. М'які обмеження (Soft Constraints): Щоб уникнути нерозв'язності задачі оптимізації при сильних збуреннях, жорсткі обмеження замінюються на м'які шляхом введення змінних відхилення ϵ≥0 та штрафних членів у цільову функцію:Jnew​=Joriginal​+ρϵ​∣∣ϵ∣∣2subject to: ymin​−ϵ≤y≤ymax​+ϵЦе дозволяє системі тимчасово порушувати обмеження, якщо їх дотримання є неможливим, що є критично важливим для стабільної роботи в реальних умовах.

**Адаптивне онлайн-перенавчання**

Ключовою науковою новизною роботи є впровадження механізму

1. На кожному кроці розраховується **інновація (нев'язка)** фільтра Калмана: ek​=zk​−h(x^k∣k−1​).

2. Система відстежує норму інновації ∣∣ek​∣∣ у ковзному вікні.

3. Якщо середнє значення цієї норми перевищує заданий поріг (retrain\_innov\_threshold), це свідчить про **систематичну деградацію прогнозної моделі**.

4. У цьому випадку ініціюється процедура **перенавчання** ядрової моделі на свіжих даних, накопичених у буфері (retraining\_buffer).

Цей механізм дозволяє системі автоматично підлаштовуватися до повільних змін у динаміці процесу (наприклад, через знос обладнання або зміну характеристик сировини), підтримуючи високу якість керування впродовж тривалого часу.

### 3.4. Апробація системи

Для підтвердження ефективності та робастності розробленого алгоритму керування було проведено серію симуляційних експериментів. Методологія апробації передбачає тестування системи у різних сценаріях, що імітують реальні умови експлуатації:

• **Сценарій 1: Номінальний режим.** Перевірка якості відстеження заданих уставок за відсутності значних збурень.

• **Сценарій 2: Робота в умовах збурень.** Дослідження здатності системи компенсувати різкі зміни у вхідних потоках сировини завдяки механізму EKF.

• **Сценарій 3: Стійкість до аномалій.** Оцінка впливу аномалій вимірювань (викиди, дрейф) та ефективності їх фільтрації.

• **Сценарій 4: Демонстрація адаптації.** Тестування механізму онлайн-перенавчання в умовах штучно створеної деградації моделі.

Результати цих експериментів, що будуть представлені у наступному розділі, дозволяють зробити обґрунтовані висновки щодо переваг запропонованого підходу.