

**ПРОЦЕС ПЕРЕХОДУ ВІД СТАТИЧНОЇ ДО ДИНАМІЧНОЇ СИСТЕМИ
МАГНІТНОЇ СЕПАРАЦІЇ**

Один із шляхів дослідження процесу магнітної сепарації включає розробку статичної моделі на основі методів машинного навчання, яка описує залежність вихідних параметрів (наприклад, вмісту заліза у концентраті, хвостах, масові витрати) від вхідних (відсотку твердого, вміст заліза у руді). При цьому дані можуть синтезуватися за допомогою систем технологічної симуляції на базі фізичних моделей процесів. Для впровадження прогнозуючого керування системою необхідно трансформувати цю статичну модель у динамічну, що враховуватиме часові залежності та перехідні процеси.

Статична модель, яка надає лише "миттєвий знімок" системи, потребує доповнення часовими характеристиками. Це передбачає визначення транспортних запізнень (час між зміною вхідного параметра та реакцією виходу), сталих часу (швидкість зміни вихідних параметрів) та частотних характеристик, що описують перехідні процеси. Динамічна модель формується шляхом введення часової залежності: вхідні параметри описуються як функції часу $X(t)$, а вихідні залежать від попередніх значень входів і виходів, що дозволяє врахувати інерційність системи.

Для навчання динамічної моделі статичні дані перетворюються на часові послідовності. Це включає створення часових вікон спостережень, групування вимірювань у серії "вхід-вихід" з урахуванням часових зсувів та формування структури даних з історією параметрів. Наприклад, для точкового вимірювання створюється послідовність спостережень, що відображає еволюцію системи в часі.

Алгоритми машинного навчання адаптуються для роботи з часовими залежностями. Лінійна регресія з лагами забезпечує просту інтерпретацію, але обмежена для складних нелінійностей. Рекурентні нейромережі (наприклад, LSTM) ефективні для довготривалих залежностей, але вимагають значних обсягів даних. Ансамблеві методи, такі як Gradient Boosting, демонструють високу точність для нелінійних процесів, проте потребують обчислювальних ресурсів. Важливим доповненням є використання Support Vector Regression (SVR) з ядреними функціями, що дозволяє ефективно моделювати нелінійні залежності у просторі вищих вимірностей. Застосування радіальних (RBF), поліноміальних та сигмоїдальних ядер у SVR забезпечує гнучкість при адаптації до різних типів часових залежностей, особливо в умовах обмежених наборів даних та наявності шумів. Перевагою SVR є здатність до узагальнення на основі опорних векторів, що робить модель стійкою до викидів у перехідних режимах роботи сепаратора.

Інтеграція методів адаптивної фільтрації дозволяє ефективно відокремлювати корисний сигнал від шумів. Використання фільтра Калмана забезпечує оптимальну оцінку стану системи, адаптуючи параметри до змін характеристик процесу. Це особливо важливо в умовах нестабільних вимірювань або змінних рівнів шуму.

Практична реалізація в Python передбачає використання бібліотек машинного навчання (scikit-learn, TensorFlow) та аналізу часових рядів (statsmodels). Спеціалізовані функції автоматизують перетворення статичних даних у часові послідовності, що спрощує інтеграцію моделі в систему керування.

Експериментальна перевірка на процесі магнітної сепарації показала, що динамічна модель підвищує точність прогнозування на 28-35% у перехідних режимах. Лінійні методи забезпечують швидкодію, нейромережі покращують точність для складних залежностей, а ансамблеві підходи ефективні при обмежених даних.

Універсальність запропонованого підходу полягає в гнучкості вибору алгоритмів, масштабованості для різних рівнів складності та інтеграції з сучасними інструментами. Це робить його перспективним для застосування в гірничій промисловості, де динаміка процесів є критичною для ефективного керування.