

В. О. Голець¹, О. В. Коваль²

¹НТУУ «КПІ імені Ігоря Сікорського»

Проспект Берестейський, 37, 03056 Київ, Україна

e-mail: vladislav.holets@gmail.com

²Інститут проблем реєстрації інформації НАН України

вул. М. Шпака, 2, 03113 Київ, Україна

e-mail: avkovalgm@gmail.com

Архітектура системи керування та планування енергоспоживання учасників ринку довгострокових договорів

Запропоновано архітектуру програмно-апаратної системи контролю та планування енергоспоживання вагомих споживачів енергоринку, учасників енергоринку довгострокових договорів, з урахуванням технічного стану виробничого обладнання в режимі реального часу. Пропонована архітектура оглядається з точки зору зв'язків між компонентами, модулів, послідовностей і обміну даними. На відміну від традиційних систем і підходів до планування енергоспоживання, які переважно використовують усереднені статистичні дані для обчислення енергоспоживання, запропоноване рішення інтегрує методи семантичного моделювання з аналізом телеметричної інформації від сенсорів обладнання, що дозволяє формувати висновки і в реальному часі виявляти відхилення в роботі обладнання та вчасно реагувати на них.

Ключові слова: програмне забезпечення, телеметрична інформація, семантична модель, семантичне моделювання, енергоспоживання, споживачі.

Вступ

Сучасні підприємства в умовах енергоринку довгострокових договорів зобов'язані точно планувати своє енергоспоживання для запобігання ситуацій дефіциту в енергосистемі, що може призвести до фінансових збитків. Вчасне планування енергоспоживання дозволяє підприємствам-енергопостачальникам визначити обсяги генерації і забезпечити споживачів електроенергією вчасно та без надмірних фінансових і екологічних збитків [1]. Це призводить до необхідності створення архітектури програмного забезпечення планування та керування енергоспоживанням, яка

надає змогу використовувати знання про стан обладнання, бізнес-процеси та структуру виробництва для того, аби якомога точніше визначити енергетичні профілі підприємства [2].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Є очевидна тенденція до синтезу диспетчеризації і планування енергоспоживання з аналітикою щодо стану виробничих сегментів [2]. Численні роботи спираються на програмну систему (яка в той же час є відповідною стратегією) DSM (Demand Side Management — Керування з боку попиту) як на фундаментальний підхід для розвитку системи диспетчеризації споживання [2]. Роботи, що націлені саме на механізми планування та прогнозування використовують підходи DSM задля цифровізації архаїчних методів обліку та планування [3]. Виокремлюються також роботи що описують елемент агрегаційних утворень на основі керування попитом [4]. Але ці підходи не вирішують проблему в комплексі, а розглядають окремі її симптоми, а саме виникнення небалансу споживання та генерації [2], зношення обладнання та виробничі аварії, що призводять до порушення профілів споживання [5], та ручний і напівавтоматичний підходи до планування енергоспоживання [6]. Це призвело до необхідності створення архітектури програмного забезпечення, що об'єднує та систематизує перспективні практики та напрацювання і надає змогу підвищити ефективність планування енергоспоживання для суттєвих споживачів енергоринку [7].

Особливістю роботи споживачів енергоринку за довгостроковими договорами є необхідність формування профілів енергоспоживання на 2 дні наперед. Відхилення від наданих профілів призводить до стягнення штрафів оператором енергоринку не залежно від того, чи було перевищено споживання чи навпаки недоспожито. Очевидною є проблема планування енергоспоживання обладнання без прив'язки до його стану, можливих експлуатаційних проблем і зношення, що не є показовим, а призводить до раптових інцидентів на виробництві [8]. Описана архітектура СКПС покликана вирішити завдання планування енергоспоживання підприємства на основі інформації про стан і працездатність обладнання.

Формулювання мети статті

У представленій роботі авторами пропонується архітектура програмної системи керування та планування споживання електроенергії (СКПС), що має проводити моніторинг обладнання, технічну оцінку його стану та прогнозувати події, які впливають на графіки споживання електроенергії, з урахуванням цього стану. Крім того СКПС повинна в реальному часі фіксувати потенційні відхилення та перерозподіляти енергію між суттєвими споживачами енергоринку для зменшення фінансових збитків. Усе це слід реалізовувати на кінцевих об'єктах споживачів у реальному часі автоматизовано, локально та приватно з урахуванням досвіду функціонування енергомереж і експлуатаційними особливостями устаткування споживачів [2, 9]. Вирішення цих вимог потребує застосування методів, що формують знання про функціонування енергомереж і стан обладнання, а також інтелектуальних рішень прогнозування подій, які впливають на енергоспоживання підприємства [10].

Опис архітектури

Запропонована СКПС, яка має модульну архітектуру (рис. 1) і включає модуль аналізу стану обладнання (АСО), модуль обліку та планування технологічної лінії (ОПТЛ) і модуль обліку та планування підприємства (ОПП). Ключовою особливістю СКПС є застосування для вирішення поставлених задач у заданих обмеженнях підходів граничної і туманної аналітики та методів управління знаннями, які формуються та накопичуються в процесі застосування.

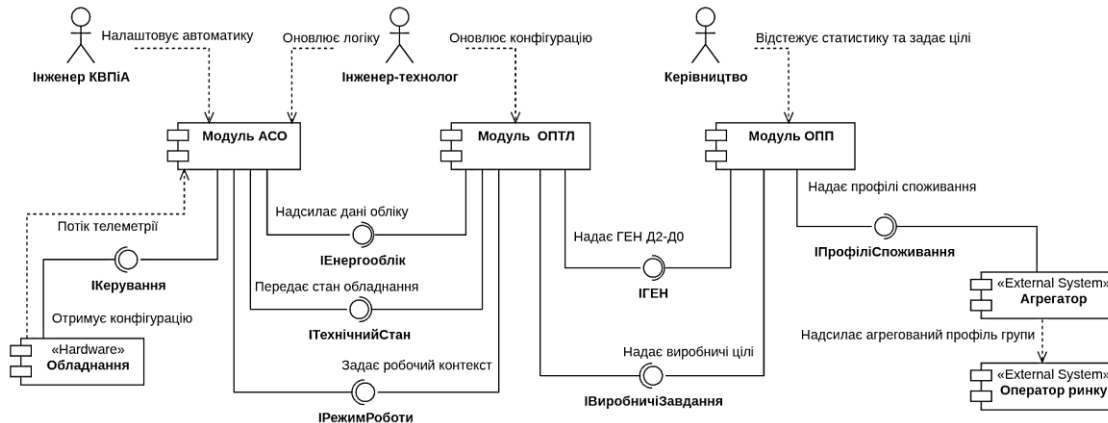


Рис. 1. Діаграма компонентів архітектури СКПС (Helicopter view)

Функціональність запропонованої архітектури СКПС, в першу чергу, покладається на розуміння стану обладнання з урахуванням телеметрії із сенсорів обладнання, які вимірюють показники фізичних параметрів і даних технічного та комерційного обліку енергоспоживання. Це дозволяє спостерігати флуктуації у функціонуванні того чи іншого елемента технологічної лінії і завчасно відстежити його зношення або пошкодження. В свою чергу введення цих аспектів дозволяє системі планувати ремонти та сервісні процеси для окремих ланок технологічної лінії з відповідною корекцією енергоспоживання всієї лінії і підприємства в цілому. База знань, що містить цифрову модель обладнання у представленні цифрового двійника, забезпечує здатність СКПС до розуміння стану вузлів обладнання або окремих його елементів [11].

У запропонованій архітектурі граничний модуль аналізу стану обладнання АСО (рис. 1), використовуючи знання про стан обладнання та значення наявних потоків телеметрії, визначає, чи є стан обладнання задовільним, попереджувальним чи критичним, що, в свою чергу, дозволяє передбачити зміни в продуктивності та енергоспоживанні певного агрегату, а також технологічної лінії загалом. Семантична модель роботи обладнання формується на основі документації про обладнання і його вузли, та надає розуміння про те, як за певних вхідних параметрів і впливів має поводити себе пристрій, і на що вказують відхилення певних показників функціонування [12]. Таким чином, модуль аналізу стану обладнання на основі реальних телеметричних даних і онтологічної моделі формує висновок про стан обладнання та доступні режими роботи обладнання.

Формальний опис семантичної моделі описано рівнянням:

$$O = \{C, P, R, S\}, \quad (1)$$

де C — сукупність концептів (класів), що описують сутності СКПС; P — множина атрибутів і характеристик цих класів; R — система семантичних відношень між класами та їхніми властивостями; S — набір логічних правил та обмежень, що визначають цілісність моделі.

Процес споживання енергії під час роботи обладнання визначено у вигляді графа знань, що відображає взаємозв'язки між фізичними активами та їхніми енергетичними профілями. Цей спосіб опису дозволяє розкрити залежності між елементами обладнання, їхніми окремими та загальними характеристиками, режимами роботи та ресурсом, і енергоспоживанням устаткування. Такі взаємозв'язки виражені математично у вигляді лінійних і нелінійних залежностей, або логічно, а структуру залежностей визначає орієнтований граф (рис. 2).

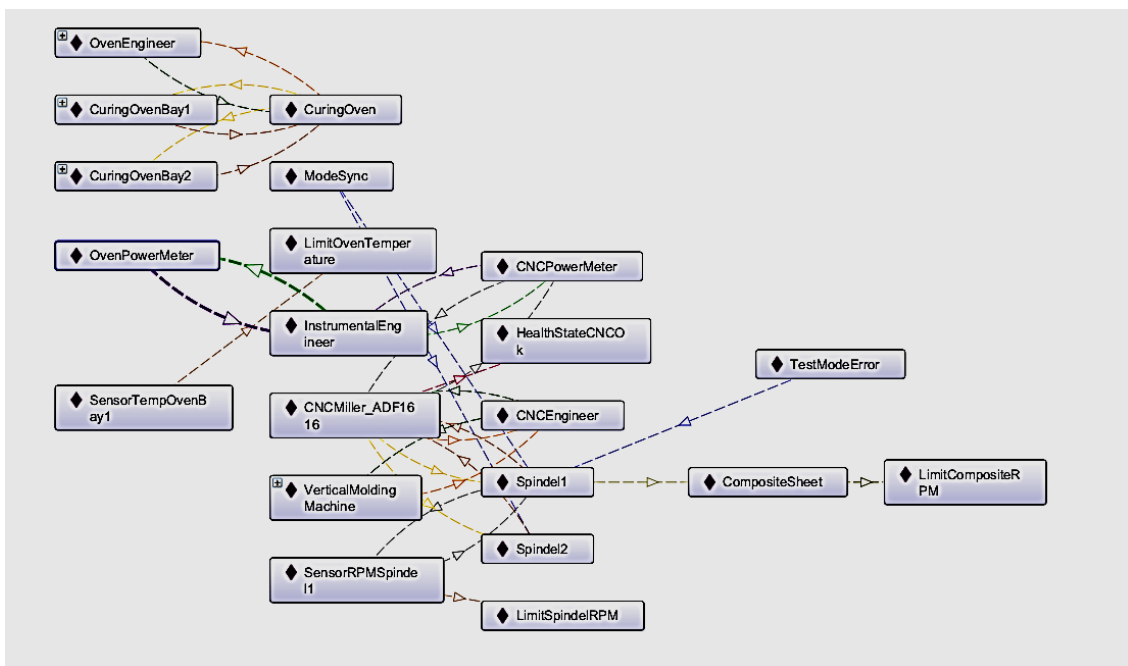


Рис. 2. Фрагмент графа знань

Вершинами графа (Node) виступають екземпляри класів Equipment (обладнання), Sensor (сенсори) та State (стати). Ребрами (Edge) є семантичні зв'язки, що визначають контекст: hasOperationMode (встановлює режим), hasConstraint (накладає обмеження) та hasState (визначає поточний енергетичний стан):

$$Node \equiv Equipment \cup Sensor \cup State \cup OperationMode, \quad (2)$$

$$Edge \equiv ObjectProperty, \quad (3)$$

$$Edge \subseteq \{hasState, hasConstraint, Measures, isAttachedTo, \dots\}, \quad (4)$$

$$Node_{Equipment} (hasState) Node_{OperationalState}, \quad (5)$$

$$Node_{State} (hasPowerFactor) Value_{Double}, \quad (6)$$

$$Node_{Sensor} (isAttachedTo) Node_{Equipment}, \quad (7)$$

Обчислення функції визначення працездатності та стану обладнання описується математичною моделлю, яка представлена рівнянням:

$$g = g(t, P, V, AQI, A, w, T, C), \quad (8)$$

де t — температура агрегату; P — тиск в пневмосистемі; V — швидкість потоку охолоджувальної рідини; AQI — якість повітря; A — струм у системі; w — швидкість обертів; T — кількість мотогодин; C — фактична споживана потужність.

Результати обрахунків, які виконані на периферійному рівні обчислень модулем аналізу стану обладнання (АСО) про стан обладнання, надсилаються до модуля обліку та планування технологічної лінії (ОПТЛ) і формують картину стану технологічної лінії, її продуктивність і енергоспоживання, поточні та прогнозовані. Варто зазначити що мінімально необхідний горизонт планування для енергоринку — 72 години, проте для бізнес-процесів існує потреба розуміти стан виробничих потужностей на довший термін, для забезпечення неперервності виробництва, а також його швидкого обслуговування.

Модуль обліку та планування технологічної лінії на основі показників обладнання технічного обліку і отриманих результатів обчислень, виконаних на периферійному рівні, а також орієнтуючись на задані модулем обліку та планування підприємства (ОПП) обсяги виробництва, формує графіки енергетичного навантаження на 2 дні наперед, 1 день наперед, і поточний день (ГЕН Д2, ГЕН Д1, ГЕН Д0 відповідно) для контрольованої ним технологічної лінії. Ці графіки та їхній формат продиктовані правилами енергоринку і містять лише дані про споживання у визначені періоди.

Графіки, сформовані модулями ОПТЛ як окремими елементами виробництва, надсилаються до модуля обліку та планування підприємства для створення профілів споживання, які формуються зокрема на основі інформації з ліній виробництва, а також користувацького впливу керівництва підприємства [13]. Цей модуль є центральним і керівним елементом системи, він є інтерфейсом підприємства перед оператором ринку або агрегатором, який об'єднує декілька підприємств і забезпечує балансування потужностей між ним.

Далі розглянемо детальніше складові СКПС. Оскільки ця архітектура передбачає збір даних з сенсорів у реальному часі, та з огляду на гетерогенність обладнання на виробництвах, пропонується підхід граничної аналітики для збору і обробки телеметричних даних. Модуль АСО (рис. 3) займається граничною обробкою телеметричних даних і формує висновки про стан обладнання, що необхідні для формування прогнозів енергоспоживання на основі семантичного моделювання процесів роботи досліджуваного обладнання.

Інтерфейси інженера та інженера контрольно-вимірювальних приладів і автоматики (КВПіА) надають можливість встановлювати регламенти експлуатації обладнання відповідним кваліфікованим персоналом і налаштовувати вузли обліку та автоматику обладнання [14, 15]. Обладнання, що досліджується, відправляє поточкові телеметричні дані з наявних сенсорів, які відображають значення фізичних характеристик і ресурс елементів обладнання, та отримує керуючі впливи про зміни режиму роботи, або інші оптимізаційні команди за необхідності [16]. Модуль АСО

має обмежені обчислювальні ресурси, проте виконує обробку «сирих» даних біля місця їхньої генерації. У свою чергу це дозволяє уникнути навантаження на мережу підприємства, на відміну від суто хмарного підходу [17]. Тобто телеметричні дані не відправляються на рівень хмарних обчислень (ЦОД підприємства), чи на рівень туманних обчислень для агрегованого опрацювання, а обробляються на рівні граничних обчислень, і формують локальний висновок про стан обладнання.

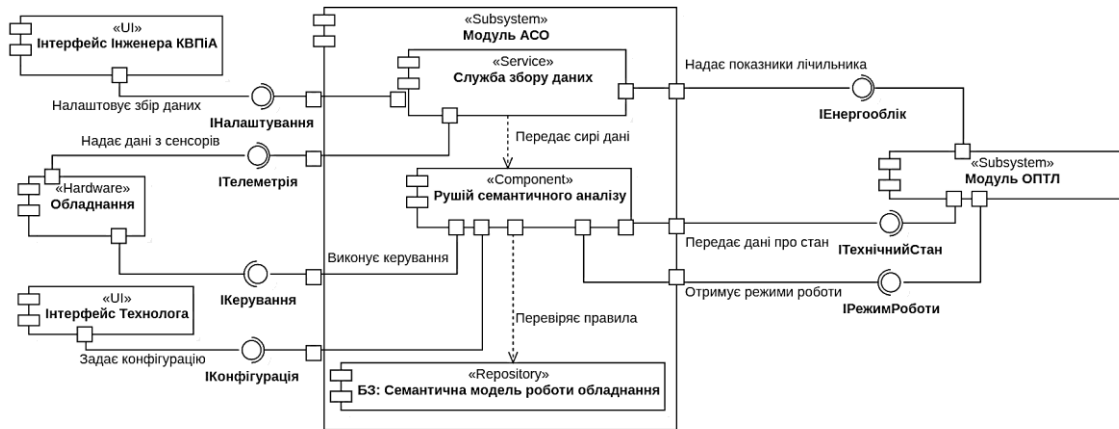


Рис. 3. Діаграма компонентів архітектури модуля аналізу стану обладнання

Варто зазначити що таким чином вирішується ряд проблем, що виникають при масштабуванні системи на великі підприємства, а саме:

1) навантаження на мережу — граничні пристрої обробляють сирі дані та роблять інтелектуальний висновок, який і передається до туману, замість того щоб збирати телеметрію з усього підприємства для обробки одному ЦОД. Це стає особливо актуальним коли підприємство складається з декількох будівель з низкою технологічних ліній, і організація комунікації ускладнюється фізичним розташуванням і структурою ліній [16];

2) швидкість реагування — периферійні пристрої є заточеними під провізію свого індивідуального типу обладнання зі знанням про його експлуатаційні особливості, описані в семантичній моделі роботи обладнання, що дозволяє в реальному часі реагувати на інциденти, а також відстежувати стан і працездатність обладнання, маючи при цьому стандартизований інтерфейс з туманним рівнем обчислення [16, 17]. Так званий принцип низького зв'язування та високої зв'язності, коли модулі не знають про внутрішню структуру одне одного і заточені на виконання свого чіткого завдання;

3) обслуговування — заміна будь якого обладнання не вимагає повної перебудови системи, прокладки нових комунікацій, тощо [16]. Зберігається принцип легкої зміни елемента та його конфігурації, без збитків затримок у роботі підприємства.

На рівні модуля ОПТЛ (рис. 4) виконуються задачі технічного обліку енергоспоживання та за рахунок агрегації інформації про стан обладнання формуються операційні плани для конкретних елементів лінії.

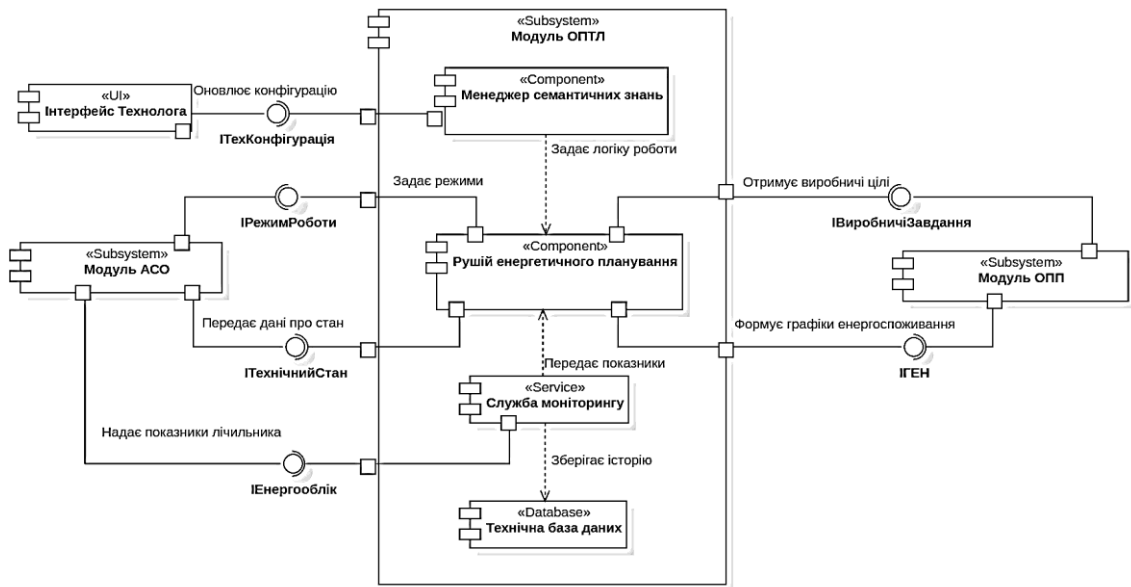


Рис. 4. Діаграма компонентів архітектури модуля обліку та планування технологічної лінії

З фізичної точки зору модуль ОПТЛ є блоком туманних обчислень всередині підприємства. До цього призводить складність задач і процесів, покладених на модуль ОПТЛ, а саме: облік і планування енергоспоживання технологічної лінії, а також визначення операційних контекстів обладнання в реальному часі. Інтерфейс інженера технологічної лінії дозволяє встановлювати логіку роботи та залежності між елементами лінії з точки зору процесу [18]. Спираючись на стан обладнання, заданий виробничий процес, а також цільові показники, що задає керівництво, модуль ОПТЛ формує поточні операційні контексти для обладнання, які визначають поточний режим роботи та його параметри [16, 18]. Окрім того, модуль ОПТЛ на основі отриманих даних і визначених контекстів у реальному часі планує енергоспоживання технологічної лінії і формулює на основі цього графіки ГЕН Д2, Д1, та Д0.

Модуль ОПП (рис. 5) агрегує графіки технологічних ліній для подальшого формування енергетичних профілів підприємства.

Розгорнутий на локальній хмарі (ЦОД підприємства) модуль ОПП передбачає наявність інтерфейсу адміністратора, для візуалізації даних про поточне, історичне та прогнозоване споживання, а також визначення поточної стратегії виробництва, що включає в себе рівні та графіки виробництва. Сформовані цілі виробництва доводяться до технологічних ліній, а профілі споживання до оператора ринку або агрегаційної групи [20].

Розглянемо запропоновану архітектуру СКПС з точки зору послідовностей, зокрема для периферійного модуля як основного інтелектуального елемента програмної системи (рис. 6).

Опитування телеметрії і обробка даних обладнання відбувається циклічно в реальному часі. Слід зазначити, що залежно від принципів роботи обладнання, зокрема його інертності, поняття реального часу є варіативним і може вимагати різні обчислювальні швидкості для вчасного розуміння критичності тих чи інших флуктуацій [9].

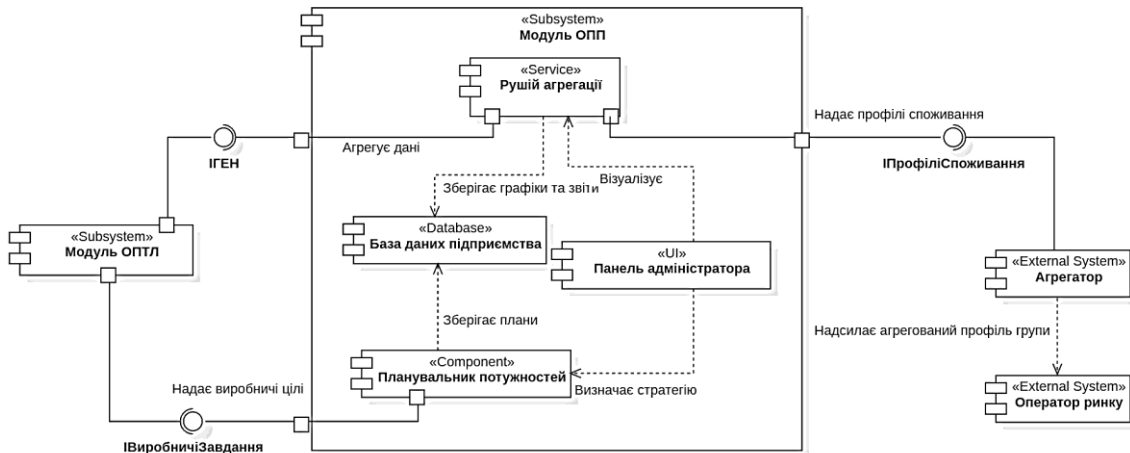


Рис. 5. Діаграма компонентів архітектури модуля обліку та планування підприємства

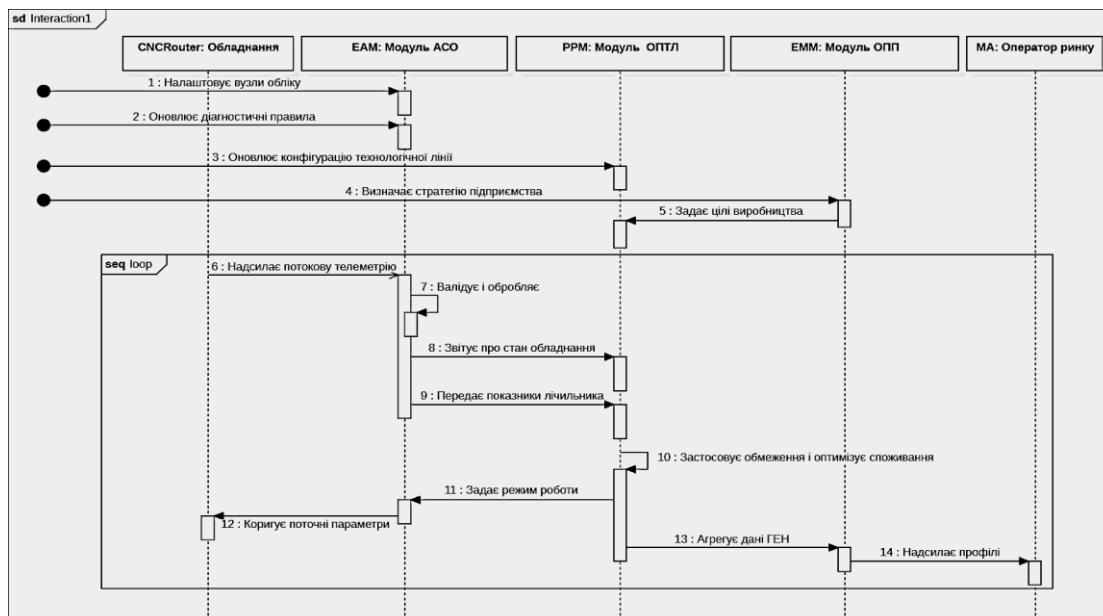


Рис. 6. Діаграма послідовностей СКПС

Відхилення від нормальних значень у потоках даних з сенсорів обладнання, що виникають під час експлуатації, класифікуються за рівнем ризику, а також враховуються при визначенні оцінки стану обладнання. Базовими рівнями ризику визначено НОРМАЛЬНИЙ, ПОПЕРЕДЖУВАЛЬНИЙ і КРИТИЧНИЙ [21]. Попереджувальний рівень свідчить про відхилення від штатних показників для певного режиму роботи, та вказує на необхідність діагностики для виявлення причини. Критичний рівень вказує на істотне відхилення, поломку, або їхню сукупність, що унеможливує подальшу експлуатацію обладнання в безпечних режимах і вимагає негайного планування зупинки та обслуговування обладнання [8].

Окрім таких висновків, що є принципово дискретними, на основі діагностичних правил і результатів семантичного моделювання формується відсоткова оцін-

ка працездатності обладнання, що відображає спроможність виконати цикл операцій [22].

Туманний і хмарний обчислювальні модулі опрацьовують ці результати, та використовують агреговані дані для подальших розрахунків енергоспоживання.

Розглянемо потоки даних на рівні підприємства для кращого розуміння взаємодії між модулями СКПС (рис. 7).

Ця діаграма відображає маршрути руху даних, місця їхнього накопичення, обробки, зберігання та перетворення від телеметричних потоків до енергетичних профілів підприємства та бізнес-звітів. Варто зазначити що СКПС є замкненою системою, оскільки передбачає не тільки моніторинг але й керування елементами підприємства [23].

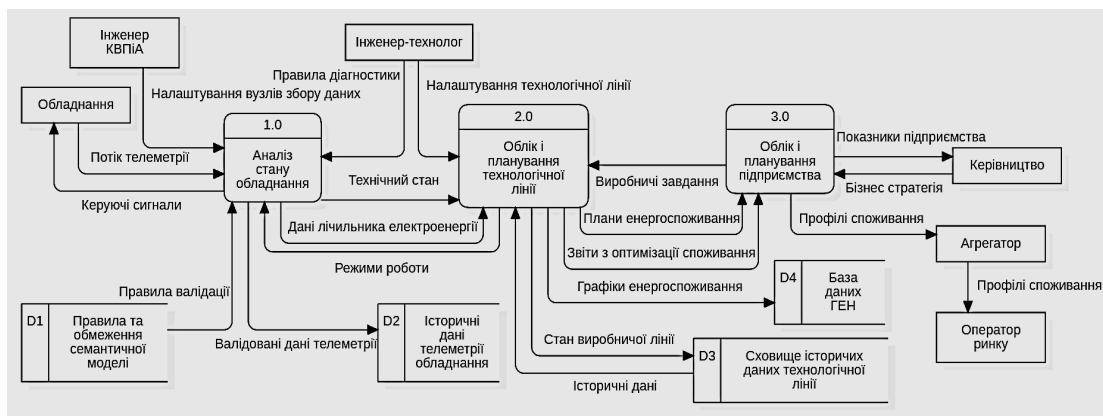


Рис. 7. Діаграма потоків даних СКПС (DFD Level 1)

Вхідні дані можна поділити на оперативні та керуючі [24]. Оперативні дані включають в себе потоки телеметрії від сенсорів обладнання, в той час як керуючі дані — це налаштування логіки, діагностичних правил та автоматики через інженерні інтерфейси та цілей виробництва через інтерфейс адміністратора підприємства [24, 25].

Процес аналізу стану обладнання передбачає валідацію та попередню граничну обробку телеметричних даних з сенсорів устаткування, керуючись правилами та параметрами семантичної моделі, і в результаті семантичного моделювання роботи обладнання визначає його стан та працездатність [18].

Процес обліку та планування технологічної лінії поєднує технічний стан обладнання з даними енергоспоживання і виробничими планами та в результаті обробки формує операційні контексти для устаткування та графіки енергоспоживання технологічної лінії для формування профіля енергоспоживання підприємства [13, 15].

Процес обліку та планування підприємства агрегує сформовані графіки технологічних ліній і бізнес-цілі керівництва підприємства з метою надання оператору ринку або агрегаційній групі профілю енергоспоживання відповідно до вимог ринку енергоресурсів [13].

У базі знань D1 (рис. 6) зберігаються сукупність класів, їхніх атрибутів і характеристик, семантичних відношень і логічних правил і обмежень, що визначають цілісність моделі роботи обладнання.

Історична база даних D2 зберігає хронологічну історію телеметричних даних та висновків для подальшого аналізу і обробки інтегральних залежностей.

База даних D3 зберігає дані планування енергоспоживання технологічної лінії. На основі зокрема цих історичних даних відбувається аналіз відхилень і корекція вже визначених планів [26, 27].

База даних D4 призначена для зберігання планів та операційних контекстів, сформованих у результаті роботи модуля ОПТЛ.

Розглянемо приклад роботи системи в умовах технологічної лінії підприємства. Для тестування СКПС на встановленому обладнанні було обраховано профілі споживання конвенційним методом підприємства без СКПС і з використанням СКПС, що враховує стан обладнання, і порівняно з фактичним споживанням (рис. 7).

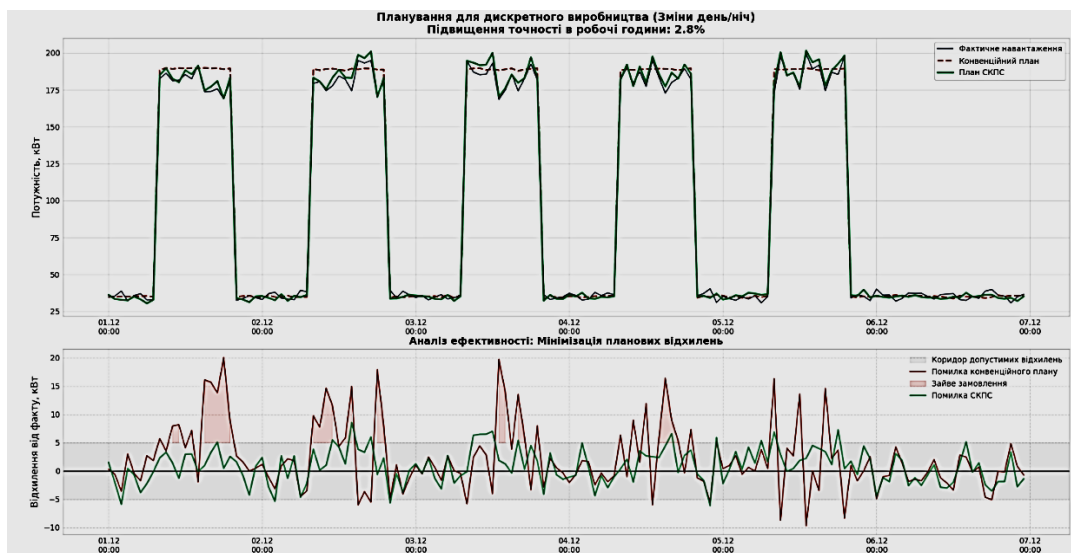


Рис. 8. Графіки запланованого та фактичного споживання

Очевидним є вплив стану обладнання на фактичне споживання, і рис. 8 яскраво демонструє його зв'язок з точністю планування. Наведені графіки демонструють зменшення небалансів на 2,8 % у робочі години, що дозволяє зменшити фінансові збитки підприємства на енергоспоживанні цієї технологічної лінії.

Висновок

Запропонована архітектура СКПС показує перспективи до зменшення небалансів планування енергоспоживання суттєвих споживачів, що є учасниками енергоринку довгострокових договорів. Це призводить до необхідності подальших досліджень у контексті граничної аналітики обладнання та промислових процесів в енергетичній галузі. Семантичне моделювання роботи устаткування дозволяє тісно пов'язати усі компоненти виробничого процесу з метою оптимального виконання його цільових показників.

1. Leherbauer Dominik, Schulz Julia, Egyed Alexander, & Hehenberger Peter. Demand-side management in less energy-intensive industries: A systematic mapping study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2025. **212**. 115315. doi: 10.1016/j.rser.2024.115315.

2. Kotsar Oleg. The improvement of planning and demand-side management processes. *Power engineering: economics, technique, ecology*. 2025. No. 3. P. 118–127. doi: 10.20535/1813-5420.3.2025.339798.
3. Barbero Mattia, Corchero Cristina, Heredia F.-Javier. Demand aggregator optimal strategies: from the bidding to the execution. 2023. doi: 10.13140/RG.2.2.29091.22560.
4. Dongkun Chen, Qiushi Cui, Dongdong Li, & Panqiu Ren. Integrated energy system planning for a heavy equipment manufacturing industrial park. *Frontiers in Energy Research*. 2024. **12**. doi: 10.3389/fenrg.2024.1448362.
5. Groenewald H.J., Kleingeld M., & Vosloo Jan. A performance-centred maintenance strategy for industrial DSM projects. 2015. P. 50–53. doi: 10.1109/ICUE.2015.7280246.
6. Groenewald H., Rensburg J., & Marais J. Business case for industrial DSM maintenance. 2014. P. 1–5. doi: 10.1109/ICUE.2014.6904167.
7. Islam Noor-E-Taha Md. Saffatul, Kabir Md, Hossain Alamin, & Hasan Md. Analysis of the Applicability of DSM Techniques in Industrial Load Management: Bangladesh Perspective. 2021. doi: 10.1109/ACMI53878.2021.9528141.
8. Silva Nuno, & Ferrão, Paulo. Flexible Demand Side Management in Smart Cities: Integrating Diverse User Profiles and Multiple Objectives. *Energies*. 2025. **18**. 4107. doi: 10.3390/en18154107.
9. Zhang Chen, Zhang Xiurong, Wu Xianping, & Aziz Saddam. Statistical Machine Learning Model for Distributed Energy Planning in Industrial Park. *Artificial Intelligence and Applications*. 2024. **2**. doi: 10.47852/bonviewAIA42021969.
10. Bessa Ferreira Viviane, Gomes Raphael, Domingos José, Fonseca Regina, Mendes Thiago, Bouloukakis Georgios, Costa Bruno, & Haddad Assed. Planning Energy-Efficient Smart Industrial Spaces for Industry 4.0. *Eng*. 2025. **6**. 53. doi: 10.3390/eng6030053.
11. Wang Tianyu, Wang Tianxin, Song Junqi, Zhao Jun, Leung Henry, & Wang Wei. An Industrial Energy Prediction Method Integrating Planning Information and Process Correlation Characteristics. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2025. P. 1. doi: 10.1109/TASE.2025.3622135.
12. Schnell Felix, Weiner Peter, & Sauer Alexander. Python-based Industrial Energy System Planning. 2025. P. 68–72. doi: 10.1109/CGEE65971.2025.11327666.
13. Leseure, Michel. (2024). From Aggregate Production Planning to Aggregate Energy Industrial Consumption Plans. *Energies*. **17**. 6388. doi: 10.3390/en17246388.
14. Al-Shammari Wafaa, Atiyah Ola, & Kadhim Buraiha. Industrial planning site format and objectives. *International Journal Multidisciplinary (IJMI)*. 2025. **3**. P. 76–89. doi: 10.61796/ijmi.v3i1.401.
15. Luo Shuai, Tan Jing, Chen Hui, & Zhao Xiaofeng. Energy consumption prediction and control algorithm design for industrial decarbonization. 2025. **49**. doi: 10.1117/12.3086850.
16. Zhou Xiaobo, Ge Shuxin, Chi Jiancheng, & Qiu Tie. Computation Offloading in Industrial Edge Computing. 2024. doi: 10.1007/978-981-97-4752-8_3.
17. Dontha Jyothsna. Edge Computing and Security in Industrial Control Systems. *International Scientific Journal of Engineering and Management*. 2024. **03**. P. 1–8. doi: 10.55041/ISJEM01305.
18. Gao Tianao. Industrial automation anomaly detection based on BERT and edge sensor computing. *Neural Computing and Applications*. 2025. **37**. P. 28671–28689. doi: 10.1007/s00521-025-11590-y.
19. Ding Chonglei, Zhang Xiaoming, Liang Guangzhe, & Feng Jiaoyang. Optimizing Exergy Efficiency in Integrated Energy System: A Planning Study Based on Industrial Waste Heat Recovery. *IEEE Access*. 2024. P. 1. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3468291.
20. Gao Liangfang, Li Junwu, Zhang Li, Hu Pengtao, Yang Zhiping, & Kang Zhenning. Exploration of Monte Carlo Method for Optimization of Energy Consumption in Industrial Enterprises in Energy Efficiency Diagnosis. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*. 2024. **9**. doi: 10.2478/amns-2024-3235.
21. Khalifeh Ala, Muath Yousef, Darabkh Khalid & Ioannou Iacovos. The Industrial Internet of Things (IIoT) and Edge Computing: Key Drivers of Industrial Digital Transformation. 2026.
22. Snehal Prof, Kunal Mr, Akshada Ms, Sanika Ms, & Shantanu Mr. Prediction of Energy Consumption Using Machine Learning. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*. 2025. P. 60–65. doi: 10.48175/IJAR SCT-25108.
23. Rico Danel, Zulueta Ekaitz, Rodriguez-Guerra Jorge, Inziarte-Hidalgo Ibai, & Aramendia Iñigo. Cross-Validated Neural Network Optimization for Explainable Energy Prediction in Industrial Mobile Robots. *Applied Sciences*. 2025. **15**. 12644. doi: 10.3390/app152312644.

24. Chang Qing, Yuan Tiantian, Li Haifeng, Chen Yuxiang, Wang Xuehao, Gao Sen, Ren Hongsheng, Zhao Xiangyun & Wang Lingyu. A Data-Driven Method for Predicting and Optimizing Industrial Robot Energy Consumption Under Unknown Load Conditions. *Actuators*. 2024. **13**. 516. doi: 10.3390/act13120516.

25. Mst Jannatul Kobra, Rahman Md, Zamadder Md Iqbal Hossain, & Rashid Mizanur. Optimizing self-adaptive IoT systems for energy efficiency and predictive maintenance in industrial automation. *Computer Science & IT Research Journal*. 2025. **6**. P. 649–661. doi: 10.51594/csitrj.v6i9.2064.

26. Yang Zuyuan, Xie Zitan, & Huang Zhiwei. Electricity consumption prediction based on autoregressive Kalman filtering. *Electrical Engineering*. 2024. **107**. P. 5601–5614. doi: 10.1007/s00202-024-02833-7.

27. Hossain Saddam, Hasanuzzaman Muhammad, Hossain Miraz, Amjad Mohammad Hamid, Shovon Md Shihab Sadik, Hossain Md, & Rahman Md Khalilur. Forecasting Energy Consumption Trends with Machine Learning Models for Improved Accuracy and Resource Management in the USA. *Journal of Business and Management Studies*. 2025. **7**. P. 200–217. doi: 10.32996/jbms.2025.7.1.15.

Надійшла до редакції 25.11.2025