

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ ОБРОБКИ ГЕТЕРОГЕННИХ ПОТОКІВ ДАНИХ У РОЗПОДІЛЕНИХ СИСТЕМАХ ТЕХНІЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ

Прискорення цифрової трансформації промислових галузей породило складні Cyber-Physical Systems (CPS), що безперервно генерують масивні, високошвидкісні та гетерогенні потоки даних - одну з ключових проблем парадигми Індустрії 4.0. Особлива увага приділяється прогалинам, що виникають під час розгортання рішень глибокого навчання та граничних обчислень (edge computing) у багатоступеневих конвеєрах діагностики реального часу. Згідно з Monostori et al. (2016) [0], синхронізація між фізичними активами та їхніми цифровими двійниками є основним технічним викликом сучасного виробництва. Традиційні детерміністичні методи діагностики не справляються з обсягом та різноманітністю сенсорних даних, що зумовлює необхідність переходу до інтелектуальних розподілених архітектур обробки та, зрештою, розроблення адаптивних механізмів синхронізації, здатних підтримувати надійність діагностики за недетерміністичних умов.

Модель «3V» (Volume - обсяг, Velocity - швидкість, Variety - різноманітність) великих даних ставить специфічні вимоги перед діагностичними системами. Висока швидкість вимагає негайної обробки для запобігання втраті даних, а різноманітність (гетерогенність) передбачає складні етапи попередньої обробки для узгодження даних від датчиків вібрації, тепловізорів та систем акустичної емісії. Ця складність зміщує фокус від простого порогового моніторингу до багаторівневого інтелектуального аналізу, де система має у режимі реального часу розрізняти шум датчиків та реальну деградацію обладнання.

Ефективний діагностичний моніторинг потребує інтеграції різноманітних джерел даних - від високочастотних сигналів вібрації до повільно змінюваних теплових параметрів. Zhang et al. (2020) [0] демонструють, що моделі Deep Learning (DL) значно перевершують традиційні алгоритми у вилученні ознак; проте їхнє розгортання у розподілених середовищах залишається нетривіальним завданням через обчислювальні накладні витрати.

Критичним аспектом обробки гетерогенних даних є архітектурне розміщення інтелекту. Сучасні діагностичні фреймворки застосовують багаторівневий підхід:

Граничний рівень (Edge Tier): здійснює початкову фільтрацію сигналів та виявлення аномалій на вузлі датчика або локальному контролері. Це мінімізує навантаження на мережу, однак обмежене обчислювальними можливостями апаратного забезпечення.

Туманний/Хмарний рівень (Fog/Cloud Tier): відповідає за перенаванчання складних моделей, аналіз довгострокових тенденцій та агрегацію даних по всьому парку обладнання. Як зазначають Monostori et al. (2016) [0], основна складність полягає у підтриманні синхронізованого «цифрового двійника». Якщо хмарна діагностична модель відстає від фізичного стану через затримки обробки, надійність усього CPS-фреймворку знижується.

Архітектурною основою для таких систем часто слугують обчислення на Multi-access Edge Computing (MEC). Як зазначають Taleb et al. (2017) [0], перенесення інтелекту до периферії мережі є необхідною умовою для досягнення часу відгуку менше 10 мс. Водночас притаманна гетерогенність потоків даних IoT - добре задокументована проблема у масштабних IoT-розгортаннях (Al-Garadi et al., 2020) [0] - призводить до нерівномірних вимог до обробки в різних діагностичних гілках, що може бути охарактеризовано як проблема «часової дисперсії».

Аналіз сучасних систем обслуговування, таких як Clipper (Crankshaw et al., 2017) [0], виявляє фундаментальний компроміс між пропускною здатністю та затримкою. У розподілених Directed Acyclic Graphs (DAGs) різні гілки конвеєра обробки можуть мати неоднаковий час виконання через різну складність даних. Це призводить до «підсилення хвостових затримок», коли найповільніший мікросервіс стає вузьким місцем. Для критично важливої діагностики такий недетерміністичний джитер є неприпустимим. Забезпечення того, щоб 99-й перцентиль (p99) затримки залишався в межах суворого часового обмеження, є необхідним для запобігання «інформаційному лагу», який може призвести до непомічених відмов обладнання.

Проте наш аналіз свідчить, що для складних багатоступневих діагностичних DAG існуючі методи часто не здатні стабілізувати хвостову затримку 99-го перцентилі. Ця прогалина вказує на потребу у спеціалізованих «часових бар'єрах» або жорстких обмеженнях тайм-ауту всередині конвеєрів інференсу на основі мікросервісів для запобігання накопиченню затримок.

На основі синтезу проаналізованої літератури перспективним напрямом стабілізації гетерогенних потоків даних є впровадження адаптивного батчингу з «жорсткими» часовими обмеженнями. Замість максимізації розмірів пакетів для підвищення пропускної здатності, діагностичні системи мають пріоритизувати максимальний час очікування. Це гарантує, що навіть під час пікових навантажень з високою пропускною здатністю діагностичний

результат буде отримано у детерміністичному вікні, що дозволяє своєчасне втручання оператора або автоматичне аварійне відключення.

Синтез поточних досліджень підтверджує, що хоча інтелектуальні методи забезпечують високу точність діагностики, їхня інтеграція в розподілені системи реального часу обмежена недетерміністичними затримками обробки. Майбутні дослідження мають бути зосереджені на розробленні адаптивних алгоритмів планування, здатних стабілізувати затримку в гетерогенних середовищах без шкоди для масштабованості діагностичного фреймворку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Deep learning algorithms for bearing fault diagnosis: a comprehensive review / S. Zhang et al. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 29857–29881. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2972859.
2. On Multi-Access Edge Computing: A Survey of the Emerging 5G Network Edge Cloud Architecture and Orchestration / T. Taleb et al. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2017. Vol. 19, no. 3. P. 1657-1681. DOI: 10.1109/COMST.2017.2705720.
3. A Survey of Machine and Deep Learning Methods for Internet of Things (IoT) Security / M. A. Al-Garadi et al. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2020. Vol. 22, no. 3. P. 1646-1685. DOI: 10.1109/COMST.2020.2988293.
4. Cyber-physical systems in manufacturing / L. Monostori et al. *CIRP Annals*. 2016. Vol. 65, iss. 2. P. 621–641. DOI: 10.1016/j.cirp.2016.06.005.
5. Clipper: A Low-Latency Online Prediction-Serving System / D. Crankshaw et al. *14th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 17)*. 2017. P. 613–627. URL: <https://www.usenix.org/conference/nsdi17/technical-sessions/presentation/crankshaw>.