

В. Ю. Коцюбинський¹Ю. О. Моргун¹А. Г. Мотельчук¹В. М. Хоменко¹

КОМПЛЕКСНИЙ АНАЛІЗ ТА ПОРІВНЯННЯ АРХІТЕКТУРИ РЕАЛІЗАЦІЇ API-ПРОВАЙДЕРІВ ФІНАНСОВИХ ДАНИХ ДЛЯ ФУНДАМЕНТАЛЬНОГО АНАЛІЗУ

¹Вінницький національний технічний університет

Досліджено системне порівняння провідних API-провайдерів фінансових даних у контексті їх використання для побудови автоматизованих систем підтримки інвестиційних рішень, алгоритмічного трейдингу та бектестингу торгових стратегій. Робота акцентує увагу на критичній залежності якості кінцевих моделей від достовірності, повноти та структурованості вхідних даних, наголошуючи, що навіть найскладніші алгоритми машинного навчання не здатні компенсувати систематичні помилки у часових рядах, пропущені корпоративні події або неузгодженість звітних періодів.

У роботі комплексно розглянуто проблеми якості даних, зокрема ризики використання безоплатних або вебскрейпінгових джерел, фрагментацію інформаційних потоків, неузгодженість ідентифікаторів інструментів і часових зон, а також небезпеку систематичного упередження виживання (survivorship bias) під час історичного моделювання. Проведено порівняльний аналіз архітектурних протоколів REST API та WebSocket з визначенням їхньої оптимальної сфери застосування: REST — для історичних завантажень, фундаментальних звітів і періодичного оновлення; WebSocket — для потокового отримання ринкових подій, угод і котирувань у реальному часі. Детальному порівнянню піддано шість провайдерів — Financial Modeling Prep, EOD Historical Data, Polygon.io / Massive.com, Finnhub, Alpha Vantage та Tiingo — за ключовими критеріями: затримка доставлення даних, глибина історичних рядів, наявність скоригованих цін закриття (adjusted close) та інформації про корпоративні дії, стандартизація фундаментальних показників, доступність альтернативних даних (ESG, інсайдерські угоди, лобістська активність, патенти, новинний сентимент), тарифна політика та масштабованість. Окрему увагу приділено проблемі нормалізації фінансової звітності на прикладі розрахунку історичного P/E для компанії Microsoft із зіставленням трьох підходів, що демонструє необхідність додаткового шару очищення навіть для офіційних SEC-даних.

Обґрунтовано, що універсального провайдера, який одночасно забезпечує мінімальну затримку, найглибші фундаментальні показники, найширше глобальне охоплення та найнижчу ціну, на ринку не існує. Вибір визначається горизонтом стратегії, класом активів, вимогами до швидкості, бюджетом системи та необхідністю альтернативних сигналів. На основі аналізу сформульовано архітектурні рекомендації щодо побудови багаторівневої системи генерації інвестиційних сигналів з незалежним шаром нормалізації даних, що забезпечує гнучкість заміни або інтеграції додаткових джерел без порушення логіки роботи моделі. Результати дослідження мають практичну цінність для розробників фінансових платформ, інвестиційних аналітиків та дослідників у галузі алгоритмічного трейдингу.

Ключові слова: фінансові API, алгоритмічний трейдинг, бектестинг, WebSocket, REST API, фундаментальні показники, альтернативні дані.

Вступ

Алгоритмічний трейдинг та побудова систем підтримки інвестиційних рішень залежать не лише від математичної моделі, а й від якості інформаційного середовища, у якому ця модель працює. Навіть складний алгоритм машинного навчання або статистичного арбітражу не здатен компенсувати помилки у вхідних даних: некоректні ціни, пропущені корпоративні події, застарілі фундаментальні показники або різні часові зони можуть змінити результат бектестингу і призвести до хибної



оцінки прибутковості стратегії.

Проблема ускладнюється тим, що ринок фінансових API є фрагментованим. Частина сервісів спеціалізується на швидкісному потоці котирувань, частина — на фундаментальних звітах, частина — на новинах, сентименті та альтернативних даних. Для розробника це означає необхідність вибору між швидкістю, глибиною історії, вартістю, охопленням ринків і простотою інтеграції. Тому завадання порівняння API не можна зводити лише до вартості тарифного плану або кількості доступних кінцевих точок (ендпоінтів).

Метою роботи є розширений аналіз провідних API-провайдерів фінансових даних та визначення практичних критеріїв їх вибору для різних класів алгоритмічних стратегій. Об'єктом дослідження є сервіси Financial Modeling Prep, EOD Historical Data, Polygon.io / Massive.com, Finnhub, Alpha Vantage та Tiingo. Предметом дослідження є архітектурні, економічні та якісні характеристики цих сервісів: протоколи передавання даних, затримка, історична глибина, скоригованість цін, фундаментальні показники, альтернативні дані, обмеження тарифів і можливості масштабування.

Практична цінність дослідження полягає в тому, що результати можуть бути використані під час проектування системи, які поєднують історичний аналіз, фундаментальний скринінг, потокове отримання ринкових даних і генерацію інвестиційних сигналів.

1. Проблема якості даних та типові помилки

Перша та найголовніша проблема розробника — це ілюзія безоплатних фінансових даних. Загальнодоступні джерела та вебскрейпінг здаються привабливими лише на етапі створення навчального прототипу, проте вони непридатні для побудови стабільної системи, що регулярно обробляє сотні або тисячі тикерів. Неофіційні пакети, зокрема програмні рішення, які отримують дані через вебінтерфейс, часто стикаються з обмеженнями швидкості, блокуванням IP-адрес, змінами HTML-структури сайтів і непослідовною доступністю полів. У результаті система може працювати сьогодні, але зламатися завтра без зміни власного коду розробника [1].

Друга проблема полягає у використанні ненадійних постачальників або неповних наборів даних. Для візуального аналізу графіка незначна різниця у ціні може здаватися некритичною. Проте для алгоритму навіть одна некоректно врахована корпоративна подія може створити штучний сигнал. Якщо часовий ряд не скориговано з урахуванням дроблення акцій (сплітів) або виплату дивідендів, модель може сприйняти технічну зміну ціни як реальний ринковий обвал чи аномальний прибуток. Під час бектестингу це призводить до переоцінки або недооцінки ефективності стратегії, а в умовах реальних торгів — до відкриття помилкових позицій та укладання хибних угод.

Третя типова помилка — фрагментація джерел. На перший погляд, доцільно брати історичні ціни з одного API, фундаментальні звіти з другого, новини з третього, а потік котирувань з четвертого. Проте така архітектура створює технічний борг: виникають розбіжності в ідентифікаторах інструментів, різні часові зони, відмінні методики коригування цін, різна затримка оновлення та неоднорідна структура відповідей сервера. Якщо не розробити окремий шар нормалізації даних, система порівнюватиме нееквівалентні сутності.

Особливо небезпечною є систематичне упередження виживання (survivorship bias). Якщо у вибірці даних залишаються лише ті компанії, які існують сьогодні, то історичний тест автоматично виключає банкрутів, поглинуті підприємства та компанії, що вилучені з індексів. Такий бектест виглядатиме значно кращим ніж реальна стратегія, яка у минулому не «знала», які саме компанії виживуть. Тому для коректного портфельного моделювання важливі не лише ціни, а й історичні складники індексів, делістинги та корпоративні дії.

2. Оцінка протоколів: REST API та WebSocket

Архітектура отримання даних безпосередньо залежить від горизонту торгової або аналітичної системи. REST API працює за моделлю «запит–відповідь»: клієнт звертається до сервера й отримує конкретний набір даних. Такий підхід є простим, стабільним і зручним для завантаження історичних даних, фундаментальних звітів, періодичного оновлення профілів компаній або бектестингу. Його недолік полягає в тому, що для отримання нових ринкових даних клієнт змушений постійно опитувати сервер. Цей процес називають періодичним опитуванням (polling), і він швидко вичерпує ліміти запитів.

WebSocket використовує іншу модель. Після встановлення постійного з'єднання сервер може відправляти клієнту нові дані одразу після їх появи. У фінансових системах це важливо для

отримання потоку угод, змін найкращих котирувань купівлі/продажу (bid/ask), агрегованих секундних барів або оновлень ціни в реальному часі. Порівняно з REST, WebSocket зменшує штучну затримку і знижує кількість повторних запитів, порте потребує складнішої обробки з'єднань: логіки відновлення зв'язку, контролю сигналів перевірки активності (heartbeat), чергування повідомлень і локального кешування.

Для бектестингу, фундаментального аналізу та пакетного оновлення бази даних REST залишається оптимальним інструментом. Для торгівлі в реальному часі, особливо коли модель працює на коротких інтервалах, WebSocket є значно кращим вибором. Водночас не варто перебільшувати значення мінімальної затримки для всіх стратегій. Якщо система ухвалює рішення на основі денних або годинних даних, різниця між 25 мс і 60 мс не матиме суттєвого впливу на кінцевий результат. Якщо ж модель аналізує мікроструктуру ринку, потік угод або зміни книги ордерів, тоді затримка стає одним з головних критеріїв вибору провайдера [2].

У табл. 1 подано порівняння способів доставляння даних.

Таблиця 1

Порівняння затримки та способу доставляння даних

Постачальник	Орієнтовна затримка	Метод передавання даних	Найкраще застосування
Polygon.io / Massive.com	~20–25 мс	WebSocket streaming, потік угод і котирувань	мікроструктурні моделі, швидкі стратегії на ринку США
EODHD	<50 мс для real-time streaming	WebSocket + REST	глобальні ринки, бектестинг, ML-моделі
FMP	~35–50 мс	REST + WebSocket	фундаментально-технічні стратегії, середній горизонт
Finnhub	~40–60 мс	REST + WebSocket	живі котирування та альтернативні дані
Alpha Vantage	залежить від тарифу; free переважно EOD/затримка	переважно REST	навчальні проекти, технічні індикатори, прототипи

Ці значення у таблиці варто розглядати як практичні орієнтири, а не як гарантію SLA. Реальна затримка залежить від географічного розташування клієнта, типу передплати, мережевої інфраструктури, режиму ринку, а також від того, чи використовується пряме потокове передавання, агреговані бари чи кешовані кінцеві точки (ендпоінти). Висновок полягає не в тому, що найнижча затримка завжди є найкращим вибором, а в тому, що вона повинна відповідати класу задачі.

Для системи, яка генерує альфа-сигнали на основі фундаментальних коефіцієнтів, новинного сентименту та денних або годинних цін, ключовими стають якість історії, повнота звітності, стабільність API та ціна. Для системи, яка аналізує поведінку покупців і продавців усередині торгового дня, важливішими будуть протокол WebSocket, тикові дані, цінові пропозиції та угоди (quotes/trades), пропускну здатність і можливість швидко записувати потік у локальну базу даних.

Фундамент бектестингу: історичні та стандартизовані фундаментальні дані

Надійний бектестинг вимагає репрезентативної історичної вибірки. Тестування стратегії лише на останніх роках зростання ринку створює ризик перенавчання: модель підлаштовується під один макроекономічний режим і неефективно працює за інших умов. Дані повинні охоплювати різні ринкові цикли: кризи ліквідності, періоди високих ставок, інфляційні шоки, бокові тренди (флет) та фази швидкого відновлення.

Для цінових рядів критично важливими є скоригована ціна закриття (adjusted close), дані про дроблення акцій (спліти), дивіденди та делістинги. Для фундаментального аналізу не менш важливою є стандартизація фінансової звітності. Компанії можуть звітувати в різних валютах, мати відмінні фінансові календарі, змінювати структуру сегментів і використовувати неспівставні облікові підходи. Якщо API надає лише необроблені («сирі») звіти, розробник змушений самостійно нормалізувати дані, розраховувати коефіцієнти та перевіряти сумісність періодів.

EODHD має сильну позицію у сфері бектестингу завдяки широкому глобальному охопленню, наявності скоригованих даних, інформації про спліти, дивіденди та делістинг, а також значній історичній глибині. На офіційній сторінці API сервісу вказано понад 150 000 тикерів і надання як первинних (raw), так і скоригованих (adjusted) цін, що важливо для тестування стратегій загальної прибутковості [3], [4]. Додатковою перевагою є API історичних складників індексів S&P та Dow Jones, який дозволяє зменшити вплив упередження виживання (survivorship bias) під час моделювання портфелів [5].

Financial Modeling Prep орієнтується на надання готових фінансових звітів, коефіцієнтів, історичних цін, аналітичних прогнозів, DCF-інструментів, 13F-звітів та стенограм корпоративних звітних конференцій (earnings calls). На практиці це скорочує час розробки, оскільки частина фундаментальних сигналів уже доступна у структурованому вигляді [6]. Polygon.io/Massive.com, навпаки, сильніший у ринковій мікроструктурі: він забезпечує потік угод, котирування, історію угод та запитів (trades/quotes) та швидкі агрегати [7], [8]. Finnhub вирізняється альтернативними даними, Tiingo — новинною базою та чистотою даних, а Alpha Vantage — простотою використання та великою кількістю технічних індикаторів [9]—[14].

У табл. 2 подано головні порівняльні критерії.

Таблиця 2

Порівняння історичної та фундаментальної придатності провайдерів

Провайдер	Історична глибина	Скориговані ціни	Фундаментальні дані	Сильна сторона
FMP	понад 30 років у преміум-тарифах	так	повні звіти, коефіцієнти, dcf, 13f, стенограми	готові фундаментальні сигнали
EODHD	понад 30 років для більшості ринків	так (первинні та скориговані)	фундаментальні дані, скринер, макро, новини	бектестинг і глобальне покриття
Polygon / Massive	понад 20 років для акцій США	так (для ринкових даних)	звіти та коефіцієнти (окремо)	тики, угоди, котирування, websocket
Finnhub	понад 30 років для окремих категорій даних	так	звіти, преміум альтернативні дані	альтернативні дані та патерни
Tiingo	понад 30 років цін, понад 15 років фундаментальних показників	так	звіти, новинний сентимент	якість даних і nlp-новини
Alpha Vantage	понад 20 років для часових рядів	так (у денних скоригованих)	звіти, технічні індикатори	простота та технічні індикатори

Для практичної перевірки проблеми нормалізації фундаментальних даних було виконано порівняння історичного коефіцієнта Р/Е для компанії Microsoft. Порівнювалися три підходи: готова серія Р/Е від Tiingo, розрахунок Р/Е на основі SEC-звітності з урахуванням фактичних дат подання звітів, а також розрахунок з прив’язкою фінансових показників до кінця звітного кварталу. На рис. 1 показано результати порівняння цих підходів.

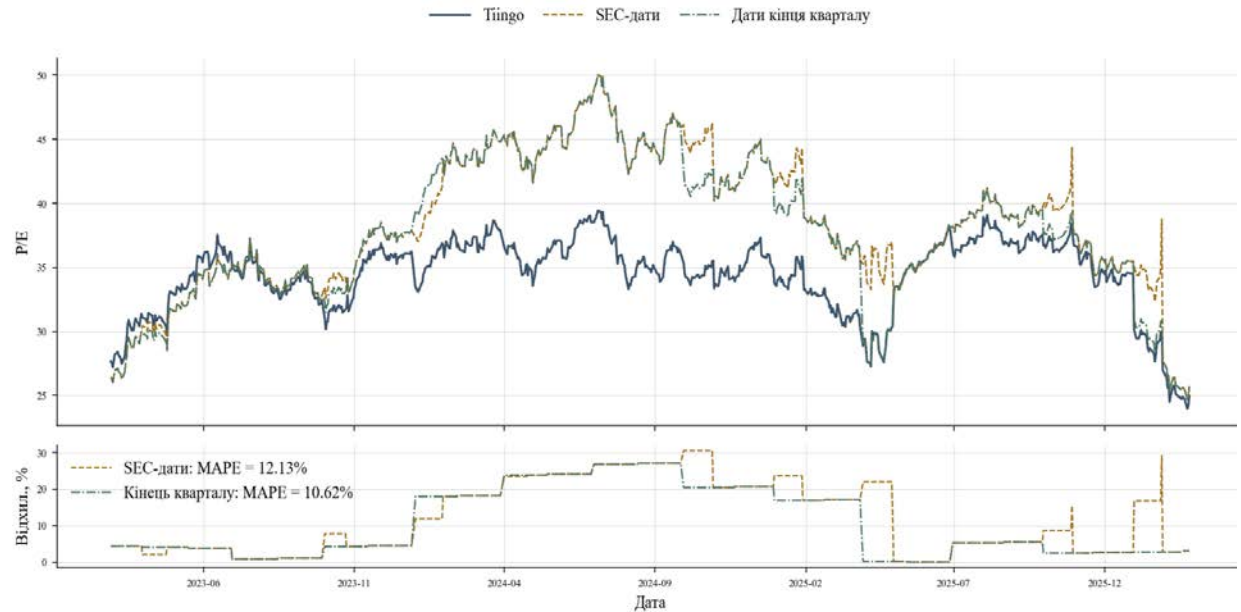


Рис. 1. Вплив датування SEC-звітності на розрахунок Р/Е MSFT

З рис. 1 випливає, що розрахунок на основі відкритих SEC-даних загалом відтворює напрям зміни Р/Е, проте у певні періоди має помітні відхилення від серії Tiingo. Основна причина полягає не в помилковості SEC як джерела, а в тому, що SEC надає первинну звітність, тоді як комерційний провайдер виконує додаткову стандартизацію: узгодження звітних періодів, обробку ТТМ-показників, корекцію дат доступності звітів та контроль аномалій. Отже, сирі офіційні дані не завжди є готовими до безпосереднього використання в алгоритмічних моделях без окремого шару очищення та нормалізації.

4. Порівняльний аналіз наявних API-рішень

4.1. Financial Modeling Prep (FMP): фундаментальна глибина та прозора структура

FMP доцільно розглядати як платформу комплексне рішення для класичних алгоритмів, що поєднують фундаментальний аналіз, технічні індикатори та історичне тестування. Сервіс надає фінансову звітність, ринкові дані, профілі компаній, аналітичні оцінки, розрахунки моделей дисконтованих грошових потоків (DCF), календарі корпоративних подій, транскрипти звітних конференцій (earnings call transcripts), структуру активів інвестиційних та взаємних фондів (ETF/mutual fund holdings), а також інституційну звітність за формою 13F. Така структура є оптимальною для створення систем, архітектура яких потребує не лише ціни, а й інтерпретованих фінансових змінних.

Економічно FMP виглядає зрозумілим: станом на квітень 2026 року безплатний тарифний пакет дає 250 запитів на день, Starter — 300 запитів на хвилину і до 5 років історичних даних, Premium — 750 запитів на хвилину та понад 30 років історії, Ultimate — 3000 запитів на хвилину, глобальне покриття, 1-хвилинні графіки, доступ до транскриптів та звітів 13F [6]. Водночас актуальні офіційні ціни можуть відрізнятися від старих оглядів, тому в промисловій системі необхідно регулярно перевіряти сторінку тарифів перед етапом бюджетування.

Обмеження FMP полягає в тому, що сервіс не є спеціалізованою низьколатентною інфраструктурою рівня біржового дата-фіду. Для високочастотних задач або аналізу кожної окремої угоди Polygon/Massive може бути сильнішим. Проте якщо метою є побудова фундаментально-технічної системи з хорошою історичною глибиною, FMP є одним із найраціональніших варіантів за співвідношенням вартості та ступеня готовності даних.

4.2. EOD Historical Data (EODHD): глобальне покриття та баланс ціни

EODHD особливо цікавий для систем бектестингу та машинного навчання, де важлива не лише швидкість доступу, а й ширина ринку. Сервіс відстежує значну кількість тикерів на десятках бірж, надає історичні ціни, фундаментальні показники, фінансові новини, макроекономічні індикатори, опціонні дані, а також інтерфейси для скринінгу (Screener API) та трансляції даних у реальному часі (Real-time API) через протокол WebSocket. Його цінність полягає в тому, що він поєднує історичну базу, глобальне охоплення ринків і високі ліміти.

Офіційна сторінка тарифів EODHD вказує All-In-One за \$99,99/місяць, EOD Historical Data All World за \$19,99/місяць, EOD+Intraday All World Extended за \$29,99/місяць і Fundamentals Data Feed за \$59,99/місяць. На платних тарифах заявлено ліміти обсягом 100 000 API-запитів на добу та 1000 запитів на хвилину, що забезпечує необхідну потужність для дослідницьких систем, які виконують масове завантаження даних [3].

Суттєвою перевагою є наявність скоригованих даних (adjusted data) та врахування корпоративних подій. Для стратегії, яка оцінює історичну прибутковість портфеля, це не допоміжна функція, а базова вимога. Якщо система не враховує виплату дивідендів або дроблення акцій, вона фактично тестує не ту прибутковість, яку інвестор отримав би в реальності. Саме тому EODHD доцільно розглядати як сильний кандидат для ML-бектестингу і глобальних стратегій.

4.3. Polygon.io / Massive.com: швидкість і мікроструктура ринку

Polygon.io, який тепер представлений на ринку під брендом Massive.com, орієнтований насамперед на професійних розробників, що потребують швидких та детальних ринкових даних. Його головна конкурентна перевага — фондовий ринок США, потокові дані угод та котирувань у реальному часі (real-time trades/quotes), історичні агреговані дані, секундні бари, WebSocket та доступ до мікроструктури ринку. Для моделей, що аналізують порядок угод, спреди, обсяг, темні пули або поведінку котирувань, цей інструмент є критично важливим.

Економічна модель Massive є модульною. Для акцій пакети ринкових даних продаються окремо, а фінансова звітність і коефіцієнти (ratios) доступні через окреме розширення Financials & Ratios. Станом на доступні офіційні сторінки, Stocks Starter коштує \$29/місяць, Financials & Ratios також \$29/місяць, а Stocks Advanced — \$199/місяць [7]. Це означає, що повноцінна комбінація фундаментальних і ринкових даних може мати вищу вартість, ніж здається на перший погляд.

Головне обмеження Polygon / Massive має не технічний, а продуктовий характер: сервіс демонструє найвищу ефективність у сегменті ринкових даних США, проте не є оптимальним вибором для глобального фундаментального аналізу. Якщо стратегія базується на 30-річній фінансовій історії, мультиплікаторах і скринінгу недооцінених компаній, провайдери FMP або EODHD забезпечать

швидший старт. Якщо ж завданням є оброблення мікроструктурних даних американського ринку, Polygon / Massive є одним з найсильніших варіантів.

4.4. Finnhub: альтернативні дані та інституційний фокус

Finnhub пропонує широкий спектр ринкових, фундаментальних та альтернативних даних. Його особливість полягає в тому, що сервіс не обмежується класичними цінами та фінансовою звітністю. У межах своєї продуктової стратегії Finnhub акцентує на наданні ESG-показників, даних про операції конгресменів з цінними паперами (congressional trading), лобіювання в Сенаті (senate lobbying), інсайдерських угод (insider transactions), патентів, візових заявок, а також індексів суспільних настроїв (social sentiment) та інших нетрадиційних сигналів [9], [10].

Такі специфічні дані мають високу цінність для стратегій, які спрямовані на пошук додаткових інформаційних переваг не у стандартних мультиплікаторах, а в повільніше засвоюваних ринком подіях. Динаміка лобістської активності, нові патентні заявки або зміни в інсайдерській поведінці можуть виступати не прямою рекомендацією, а вхідною ознакою для подальшої моделі.

Водночас Finnhub є дорожчим шляхом масштабування. Базові ринкові плани починаються з десятиків доларів на місяць, а повноцінний доступ до альтернативних даних часто потребує дорогих тарифів або корпоративних домовленостей. Тому цей сервіс доцільно вибирати не як первинне API для навчального проєкту, а як джерело додаткових сигналів, коли базова система вже побудована та її ефективність здатна компенсувати витрати на складніші масиви інформації.

4.5. Alpha Vantage: простота, технічні індикатори та освітні проєкти

Alpha Vantage залишається популярним інструментом для студентів, дослідників і побудови прототипів. Платформа надає інтерфейси для отримання даних щодо акцій, інвестиційних фондів (ETF), валютного ринку (Forex), криптовалют, сировинних товарів, макроекономічних індикаторів, фундаментальних даних і понад 50 технічних індикаторів. Важливою перевагою сервісу є простота його інтеграції: більшість кінцевих точок (ендпоінтів) викликаються стандартними HTTP-запитами, а відповіді сервера підтримують JSON або CSV формат [13].

Обмеження Alpha Vantage полягає в лімітах і природі оновлення даних. Безоплатний доступ має дуже низьку пропускну здатність, а дані ринку США в реальному часі (real-time) замінюються даними з 15-хвилинною затримкою (15-minute delayed US market data), якщо користувач не має преміум-рівня доступу. Офіційна сторінка преміум тарифів містить плани від 75 запитів на хвилину за \$49,99/місяць і вище, без денних обмежень [14]. Для серйозного бектестингу сотень компаній цього може бути достатньо, але для високонавантаженої системи потрібно уважно оцінювати пропускну здатність.

Alpha Vantage доцільний для навчальних робіт, невеликих аналітичних застосунків, перевірки гіпотез і технічного аналізу. Його не варто розглядати як найсильніше рішення для низьколатентного трейдингу або глибоких альтернативних даних, проте для швидкого старту з REST API він залишається практичним.

4.6. Tiingo: чистота даних та NLP-новини

Tiingo має нішеву, але важливу перевагу: фокус на якості даних, валідації помилок та аналізі текстової інформації. Його News API охоплює фінансові новини, валютний ринок (FX), криптовалютні активи та значну історичну базу статей, завдяки чому сервіс є корисним для моделей аналізу ринкових настроїв (sentiment analysis) та досліджень у галузі оброблення природної мови (NLP) [12]. На відміну від простого пошуку тикера в тексті, якісний новинний API має розуміти згадки компаній через назви продуктів, бренди, контекст і неочевидні формулювання.

Тарифна структура Tiingo проста: офіційна сторінка вказує пакет Power за \$30/місяць для індивідуального використання і \$50/місяць для внутрішнього або комерційного використання (internal/commercial use), а також 100 000 запитів на добу і 40 Гбайт трафіку на місяць для платного тарифного плану [11]. Завдяки цьому Tiingo є привабливим для дослідників, які вимагають стабільного доступу до чистих ринкових даних і новин, але не потребують максимально широкої фундаментальної платформи.

Основне обмеження Tiingo полягає не в якості даних, а у вузькій спеціалізації порівняно з FMP або EODHD. Якщо задача полягає у побудові загальної системи фінансового скринінгу, Tiingo може бути одним з модулів, але не обов'язково центральним джерелом. Якщо ж ціль — NLP-сентимент, новинна подієвість і якісна історична база текстів, Tiingo стає дуже сильним кандидатом.

Порівняння тарифів і масштабованості

Порівняння тарифів має практичний сенс лише в поєднанні з розумінням того, що саме входить у конкретний план. Бюджетний тариф може не мати WebSocket, не давати 30-річної історії, обмежувати кількість тикерів або не містити фундаментальні дані. Дорожчий тариф може бути економічно вигіднішим, якщо він замінює два або три окремі API та зменшує час розробки шару нормалізації.

FMP виграє за рахунок прозорості пакетів: Starter підходить для бюджетного старту, Premium відкриває глибоку історію й повні фундаментальні дані, Ultimate додає вищу пропускну здатність, доступ до транскриптів корпоративних конференцій, звітів за формою 13F та інструментів пакетного завантаження великих масивів даних (bulk/batch delivery) [6]. EODHD має перевагу через високі ліміти та модульність: EOD, Intraday, Fundamentals і All-In-One дозволяють підібрати план під конкретну задачу [3]. Massive виграє за швидкістю, але потребує окремого бюджетування ринкових і фундаментальних пакетів [7].

Finnhub є логічним вибором у випадках, коли альтернативні дані мають реальну цінність у моделі. Alpha Vantage є зручним освітнім і прототипним варіантом. Tiingo є ефективним модулем для отримання очищених ринкових даних та новинного контенту. Отже, «най дешевший API» не дорівнює «найкращий API»: оптимальність визначається сукупною вартістю характеристик, тобто ціною передплати, часом інтеграції, ризиком помилок і витратами на підтримку системи.

У табл. 3 подано порівняння тарифів та функціональних можливостей провайдерів.

Таблиця 3

Узагальнене порівняння тарифів та функціональних акцентів

Провайдер	Най дешевший корисний платний рівень	Максимально практичний рівень	WebSocket	Ключова перевага
FMP	Starter: ~\$22/міс за річної оплати	Ultimate: ~\$149/міс за річної оплати	з Premium/Ultimate	готові звіти, коефіцієнти, DCF, 13F
EODHD	EOD: \$19,99/міс або Intraday: \$29,99/міс	All-In-One: \$99,99/міс	з intraday/real-time пакетів	глобальна історія, скориговані дані, великі ліміти
Polygon / Massive	Stocks Starter: \$29/міс	Stocks Advanced: \$199/міс + модулі	у розширених тарифах	угоди/котирування, мікроструктура US market
Finnhub	Basic: \$49,99/міс	Standard/Professional або enterprise	так	альтернативні дані, ESG, інсайтери
Alpha Vantage	Premium від \$49,99/міс	вищі рівні (за запитами)	не основний акцент	легка інтеграція, індикатори, освіта
Tiingo	Power: \$30/міс personal	Power/Commercial: \$50/міс	для частини поточкових даних	чистота даних, News API, NLP

6. Архітектурні рекомендації для системи генерації сигналів

На основі проведеного порівняльного аналізу доцільно проектувати систему не навколо одного класу API, а як багаторівневу структуру з кількома шарами даних.

Перший рівень цієї архітектури становить історичне сховище, яке призначене для регулярного завантаження денних цін, скоригованих цін закриття (adjusted close), даних про корпоративні дії, фундаментальні звіти та базові довідники компаній. Для реалізації цього шару оптимально використовувати REST API, оскільки робота з історичні даними не потребує постійного потоку. Наступним елементом виступає шар агрегації та оброблення вхідних подій (real-time ingestion), який відповідає за підтримання WebSocket-з'єднань, первинну валідацію, збереження «сирих» повідомлень і формування поточкових агрегатів. На третьому етапі здійснюється нормалізація та контроль якості, де необхідно уніфікувати тикери, валюти, часові зони, звітні періоди та корпоративні події. Саме цей шар захищає модель від помилок, коли та сама компанія має різні ідентифікатори у різних джерелах.

Вище розташований четвертий шар, призначений для проєктування та формування ознак (feature engineering). У його межах розраховуються мультиплікатори P/E, P/B, EV/EBITDA, показники ROE, ROIC, EPS growth, нормалізоване P/E, а також відхилення від історичної медіани, новинний сентимент, зміни в інституційних володіннях та інші ознаки. П'ятий шар відповідає за безпосередню генерацію інвестиційних сигналів. Його головна особливість полягає у повній незалежності від

конкретного постачальника API. Належно спроектована архітектура гарантує що модель працює виключно з внутрішніми таблицями бази даних, де інформація вже очищена, уніфікована та перевірена. За такого підходу потенційна заміна API-провайдера або інтеграція додаткового джерела даних не руйнує логіку функціонування всієї системи, що є особливо важливим під час переходу від етапу створення навчального прототипу до промислового впровадження.

З практичного погляду, оптимальним стартовим рішенням для класичної фундаментально-технічної системи є провайдери FMP або EODHD. Якщо метою є акції компаній США та аналіз мікроструктурних сигналів, варто розглядати Polygon / Massive. Якщо пріоритетом є пошук альтернативних сигналів, доцільно інтегрувати Finnhub. Якщо система орієнтована на оброблення новин та методи NLP, корисним модулем в архітектурі буде сервіс Tiingo. Alpha Vantage залишається придатним для навчання, швидких прототипів і технічного аналізу, але його ліміти потрібно враховувати заздалегідь.

У табл. 4 подано рекомендації щодо вибору API залежно від класу задачі.

Таблиця 4

Рекомендації щодо вибору API залежно від класу задач

Клас задачі	Критичні вимоги до даних	Рекомендоване API	Обґрунтування вибору
Денний фундаментальний скринінг	понад 30 років, коефіцієнти, звіти, ціна	FMP або EODHD	готові фінансові показники та історія зменшують час розробки
Глобальний бектестинг	скориговані data, біржі світу, делістинг	EODHD	широке покриття та сильна історична база
Мікроструктура ринку США	угоди, котирування, низька затримка, websocket	Polygon / Massive	кращий фокус на потоці угод і котирувань
Альтернативні сигнали	ESG, лобіювання, інсайдери, альтернативні дані	Finnhub	нетрадиційні датасети для окремих моделей
NLP і sentiment analysis	велика база новин, тегування, архів статей	Tiingo	сильний новинний API та чистота даних
Навчальний прототип	простий REST, індикатори, низький поріг входу	Alpha Vantage	швидко інтегрується, але має ліміти

Висновки

Проведений аналіз показує, що вибір фінансового API є не другорядним технічним рішенням, а фундаментальним архітектурним вибором для всієї системи алгоритмічного аналізу. Низька якість даних, відсутність скоригованих цін закриття (adjusted close), ігнорування сплітів, виплати дивідендів, делістингів або історичних компонентів індексів можуть повністю спотворити результати бектестингу. Тому безоплатні та неофіційні джерела доцільно використовувати лише для навчальних експериментів, але не як основу стабільної системи.

REST API та WebSocket не є взаємозамінними технологіями. Модель REST найкраще підходить для історичних завантажень, фундаментальних звітів та періодичного оновлення бази даних. Натомість протокол WebSocket необхідний для потокового оброблення ринкових подій та мінімізації затримки. Обидва підходи підходять для різних потреб: REST для базових історичних і фундаментальних даних, а WebSocket — для компонентів реального часу.

Універсального провайдера, який одночасно забезпечує мінімальну затримку, найглибші фундаментальні показники, найширше глобальне охоплення ринків, найкращі альтернативні дані та найнижчу ціну, фактично на ринку не існує. FMP є раціональним вибором для класичного фундаментально-технічного аналізу, а EODHD забезпечує ефективний глобальний бектестинг. Провайдер Polygon / Massive доцільно інтегрувати для мікроструктурних моделей американського ринку, тоді як Finnhub є джерелом альтернативних даних. Сервіс Tiingo демонструє перевагу у сферах NLP-досліджень, а Alpha Vantage залишається ефективним інструментом для навчання, первинного прототипування та аналізу технічних індикаторів.

Перспективним напрямом подальших досліджень є створення уніфікованого шару доступу до різних провайдерів, що дасть змогу порівнювати вплив якості даних на результати ідентичних стратегій. Окремим напрямом є дослідження фундаментальних показників компаній з метою виявлення їхнього недооцінення або переоцінення на основі коефіцієнтів P/E, нормалізованого P/E, EPS, ROE, ROIC, аналізу історичних медіан і відхилень від секторних норм.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] EODHD, *Common Data-Related Pitfalls in FinTech Development*. [Electronic resource]. Available: <https://eodhd.com/financial-academy/financial-faq/common-data-related-pitfalls-in-fintech-development>.
- [2] Bookmap, *The Complete Guide to Real-Time Market Data Feeds: What Traders Need to Know in 2025*. [Electronic resource]. Available: <https://bookmap.com/blog/the-complete-guide-to-real-time-market-data-feeds-what-traders-need-to-know-in-2025>.
- [3] EODH, *Free and paid plans for Historical Prices and Fundamental Financial Data API*. [Electronic resource]. Available: <https://eodhd.com/pricing0>.
- [4] EODHD, *End-of-Day Historical Stock Market Data API*. [Electronic resource]. Available: <https://eodhd.com/financial-apis/api-for-historical-data-and-volumes>.
- [5] EODHD, *Indices Historical Constituents Data API*. [Electronic resource]. Available: <https://eodhd.com/marketplace/unicombay/spglobal>.
- [6] *Financial Modeling Prep. Pricing Plans – Financial Modeling Prep API*. [Electronic resource]. Available: <https://site.financialmodelingprep.com/pricing-plans>.
- [7] Massive.com, *Pricing*. [Electronic resource]. Available: <https://massive.com/pricing>.
- [8] Massive.com, *Stock Market API*. [Electronic resource]. Available: <https://massive.com/stocks>.
- [9] Finnhub, *Pricing for stock API market data, forex and crypto*. [Electronic resource]. Available: <https://finnhub.io/pricing-stock-api-market-data>.
- [10] Finnhub, *Stock APIs - real-time stock prices, company fundamentals and alternative data*. [Electronic resource]. Available: <https://finnhub.io/>.
- [11] Tiingo, *API Pricing*. [Electronic resource]. Available: <https://www.tiingo.com/pricing>.
- [12] Tiingo, *Financial News API for Stocks, ETFs, FX, and Crypto*. [Electronic resource]. Available: <https://www.tiingo.com/products/news-api>.
- [13] Alpha Vantage, *API Documentation*. [Electronic resource]. Available: <https://www.alphavantage.co/documentation/>.
- [14] Alpha Vantage, *Premium API Key*. [Electronic resource]. Available: <https://www.alphavantage.co/premium/>.

Рекомендована кафедрою автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій ВНТУ

Дата надходження 13.07.2026

Дата прийняття після доопрацювання 19.08.2026

Дата прийняття до друку після рецензування 25.08.2026

Дата публікації 2.10.2026

Коцюбинський Володимир Юрійович — канд. техн. наук, доцент кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, e-mail: vkotsyubinsky@gmail.com . <https://orcid.org/0000-0001-6759-5078>;

Моргун Юрій Олександрович — студент факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, e-mail: georges.007m@gmail.com . <https://orcid.org/0009-0002-0630-2299>;

Мотельчук Анастасія Геннадіївна — студентка факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, e-mail: a.motelchuk@gmail.com . <https://orcid.org/0009-0000-9150-5028>;

Хоменко Володимир Михайлович — студент факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, vova.khomenko2100@gmail.com . <https://orcid.org/0009-0007-7943-4299>.

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

V. Yu. Kotsiubynskyi¹

Yu. O. Morhun¹

A. H. Motelchuk¹

V. M. Khomenko¹

Comprehensive Analysis and Architectural Comparison of Financial Market APIs for Fundamental Analysis and Signal Generation

¹Vinnitsia National Technical University

This study provides a systematic comparison of leading financial data API providers in the context of their application for building automated investment decision support systems, algorithmic trading, and backtesting of trading strategies. The paper emphasizes the critical dependence of final model performance on the accuracy, completeness, and structure of the input data, stressing that even the most sophisticated machine learning algorithms cannot compensate for systematic errors in time series, missing corporate events, or misaligned reporting periods.

The work comprehensively examines data quality issues, including the risks of using free or web-scraped sources, fragmentation of information flows, inconsistencies in instrument identifiers and time zones, as well as the danger of survivorship bias in historical modeling. A comparative analysis of REST API and WebSocket architectural protocols has been conducted, determining their optimal application areas: REST for historical data loading, fundamental reports, and periodic updates; WebSocket for streaming market events, trades, and real-time quotes.

Six providers — Financial Modeling Prep, EOD Historical Data, Polygon.io / Massive.com, Finnhub, Alpha Vantage, and Tiingo — are subjected to detailed comparison across key criteria: data delivery latency, historical depth, availability of adjusted close prices and corporate action data, standardization of fundamental metrics, availability of alternative data (ESG, insider trading, lobbying activity, patents, news sentiment), pricing policy, and scalability. Special attention is paid to the problem of financial statement normalization using the calculation of historical P/E for Microsoft as an example, comparing three approaches and demonstrating the need for an additional data cleaning layer even for official SEC filings.

It is substantiated that no universal provider exists that simultaneously offers minimal latency, the deepest fundamental data, the broadest global coverage, and the lowest price. The choice is determined by the strategy horizon, asset class, latency requirements, system budget, and the need for alternative signals. Based on the analysis, architectural recommendations are formulated for building a multi-layer investment signal generation system with an independent data normalization layer, ensuring flexibility in replacing or integrating additional sources without disrupting model logic. The research results are of practical value for financial platform developers, investment analysts, and researchers in algorithmic trading.

Keywords: financial APIs, algorithmic trading, backtesting, WebSocket, REST API, fundamental metrics, alternative data.

Kotsiubynskyi Volodymyr Yu. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor of the Chair of Automation and Intelligent Information Technologies, e-mail: vkotsyubinsky@gmail.com . <https://orcid.org/0000-0001-6759-5078>;

Morhun Yurii O. — Student of the Department of Intelligent Information Technologies and Automation, e-mail: georges.007m@gmail.com . <https://orcid.org/0009-0002-0630-2299>;

Motelchuk Anastasia H. — Student of the Department of Intelligent Information Technology and Automation, e-mail: a.motelchuk@gmail.com . <https://orcid.org/0009-0000-9150-5028>;

Khomenko Volodymyr M. — Student of the Department of Intelligent Information Technology and Automation, e-mail: vova.khomenko2100@gmail.com . <https://orcid.org/0009-0007-7943-4299>