

Міністерство освіти і науки України
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»
Кафедра інформатики факультету інформатики



**Прогнозування рівнів майбутніх продажів для систем планування
ресурсів підприємства**

Курсова робота за спеціальністю
„Інженерія програмного забезпечення”

Керівник курсової роботи
доктор технічних наук, професор
Глибовець А. М.

Виконав студент
I курсу магістратури
Гребенович С. О.

Київ 2020
Міністерство освіти і науки України

Міністерство освіти і науки України
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»
Кафедра інформатики факультету інформатики

ЗАТВЕРДЖУЮ
Зав. кафедри інформатики,
доцент, к.ф-м.н.
Гороховський С. С.
_____ (підпис)
”_____”
_____.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ
на курсову роботу

студенту І курсу магістратури, факультету інформатики
Гребеновичу Сергію Олексійовичу

Тема: Прогнозування рівнів майбутніх продажів для систем планування ресурсів підприємства

Вихідні дані: системи планування ресурсів підприємства;

Зміст ТЧ до магістерської роботи:

Зміст

Анотація

Вступ

1. Системи планування ресурсів підприємства
2. Прогнозування рівнів майбутніх продажів
3. Прогнозування для Dynamics 365 Business Central

Висновки

Список літератури

Додатки

Дата видачі „_____” _____ . Керівник _____
(підпис)

Завдання отримав _____
(підпис)

Тема: Прогнозування рівнів майбутніх продажів для систем планування ресурсів підприємства

Календарний план виконання роботи:

№ п/п	Назва етапу курсової роботи	Термін виконання етапу
1.	Отримання завдання на дипломну роботу.	30.11.2019
2.	Огляд технічної літератури за темою роботи.	01.02.2020
3.	Аналіз існуючих рішень.	15.02.2019
4.	Написання вступу та плану роботи.	05.03.2020
5.	Виконання практичної частини.	10.04.2020
6.	Написання основних розділів роботи.	07.05.2020
7.	Створення слайдів для доповіді та написання доповіді.	11.05.2020
8.	Захист курсової роботи	14.05.2020

Студент: Гребенович С. О.

Керівник: Глибовець А. М.

“ _____ ”

ЗМІСТ

Анотація	5
Вступ	6
1. Системи планування ресурсів підприємства	8
1.1. Означення та застосування	8
1.2. Огляд найпоширеніших реалізацій	11
1.2.1. SAP	11
1.2.2. Oracle	12
1.2.3. Dynamics 365	13
1.3. Переваги досліджень з Dynamics 365 Business Central	15
2. Прогнозування рівнів майбутніх продажів	17
2.1. Проблема прогнозування рівнів продажів	17
2.2. Загальні методики прогнозування	18
2.3. Застосування машинного навчання	19
3. Прогнозування для Dynamics 365 Business Central	21
3.1. Використання розширення Sales and Inventory Forecast	21
3.2. Результати роботи та можливі недоліки існуючого рішення	24
3.3. Побудова нового рішення	26
Висновки	30
Список використаної літератури та електронних ресурсів	31
Додаток А	33

Анотація

У даній курсовій роботі розглянуто методи прогнозування рівня майбутніх продажів, що можуть використовуватися у сучасних системах планування ресурсів підприємства. На прикладі Dynamics 365 Business Central розглянуто практичне застосування таких методів з використанням машинного навчання.

Також у ході роботи було досліджено існуюче рішення, що базується на аналізі часових рядів (time series) та запропоновано доповнення із застосуванням кластерного аналізу (clustering).

Ключові слова: прогнозування продажів (sales forecasting), планування ресурсів підприємства (enterprise resource planning, ERP), Dynamics 365 Business Central, машинне навчання, Microsoft Azure Machine Learning, часовий ряд (time series), кластеризація (clustering).

Вступ

Прогнозування рівнів майбутніх продажів було і залишається однією із ключових задач, що стоять на шляху до ефективного управління ресурсами на великих підприємствах найрізноманітніших галузей, а особливо роздрібною торгівлі. Недоотримані прибутки від втрачених продажів через брак асортименту чи, навпаки, надмірні витрати на зберігання небажаних товарів може призвести до втрати позицій на конкурентному ринку, призупинити розвиток компанії, або й, врешті-решт, призвести до банкрутства.

Окремі спеціалісти, а, іноді, підрозділи займаються аналізом історичних даних з метою планування. Цей процес може приймати позиції між такими крайнощами, як рутинне множення показників минулих періодів на якийсь сталий коефіцієнт – з одного боку, та «вгадуванням» потрібних об'ємів співробітниками з гарно розвиненою інтуїцією – з іншого. На практиці ж ці підходи комбінуються, коли рутинну частину виконують спеціалізовані системи на основі простих алгоритмів, а отриманий результат коригується спеціалістами на основі їх власного досвіду та знань про вплив зовнішніх чинників (як то маркетингова діяльність, сезонність, погода, тощо).

Ще донедавна, побудова систем, що були б здатні допомогти людині у цьому процесі здавалася занадто складною або ж занадто дорогою, так як кількість чинників, які потрібно враховувати, якщо і є скінченною, то дуже великою.

За рахунок ефективності сучасних алгоритмів, доступності високошвидкісного апаратного забезпечення та хмарних обчислень, використання машинного навчання для промислових потреб стало можливим наближено до реального часу. Це дозволяє використовувати його для

щоденних потреб у найрізноманітніших галузях, включаючи вищезгадане прогнозування та планування.

Не важко собі уявити, як у близькому майбутньому значна кількість бізнес функцій на підприємствах зміниться або й повністю зникне за рахунок використання більш сучасних технологій. А з ними зміняться потреби користувачів існуючих систем.

Мета курсової роботи – дослідити можливості сучасних систем планування ресурсів підприємств, особливо у частині їх інтеграції з сервісами машинного навчання для прогнозування рівнів майбутніх продажів; отримати практичні навички побудови такої інтеграції.

Для досягнення мети передбачаються такі кроки:

- дослідження галузі систем планування ресурсів підприємств;
- аналіз проблем передбачення рівнів продажів;
- побудова власного рішення;
- опис результатів роботи.

Об’єкт дослідження. Методи прогнозування рівня майбутніх продажів для підприємств роздрібною торгівлі.

Предмет дослідження. Основні алгоритми прогнозування рівнів продажів із застосуванням машинного навчання. Переваги і способи практичного застосування на прикладі конкретної реалізації системи управління ресурсами підприємства.

Джерела дослідження. Електронні ресурси.

1. Системи планування ресурсів підприємства

1.1. Означення та застосування

Кожне бізнес рішення ґрунтується на прогнозі тих переваг, які вони можуть принести у майбутньому. Будь-який прогноз, у свою чергу, неможливий без знань, отриманих з попереднього досвіду. Якщо говорити про підприємства, то таким досвідом є ніщо інше, як історія операцій або дій, що стосуються всіх можливих аспектів його щоденної роботи, реєстр прийнятих рішень та результуючих фінансових показників. Саме така історична база і накопичується, обробляється та зберігається з допомогою систем планування ресурсів підприємства, які часто також називають ERP-системами, використовуючи аббревіатуру англійської назви таких програмних продуктів – Enterprise Resource Planning.

Згідно з означенням Gartner, провідної дослідницько-консалтингової компанії в галузі інформаційних технологій, планування ресурсами підприємства – це можливість надати інтегрований пакет програмного забезпечення для бізнесу, що об'єднаний спільними процесами і моделями даних, широко та глибоко покриває наскрізні процеси, що стосуються фінансів, управління персоналом, постачання, виробництва та дистрибуції [1].

Створення або впровадження таких програмних комплексів допомагає вирішити ряд проблем, з якими можуть стикатися сучасні підприємства у своїй діяльності:

- а) автоматизувати процеси, що до цього не були формалізовані, виконувалися або підтверджувалися на папері або з допомогою

електронних таблиць, вимагали значних затрат часу з боку співробітників;

b) уніфікувати однотипні дані, що надходять від різних підрозділів або є наслідком виконання різних процесів з метою полегшення їх подальшого аналізу;

с) систематизувати та об'єднати загальну інформацію у вигляді аналітичних та фінансових звітів, необхідних для прийняття управлінських рішень та презентації результатів їх роботи власникам, акціонерам або регулюючим органам.

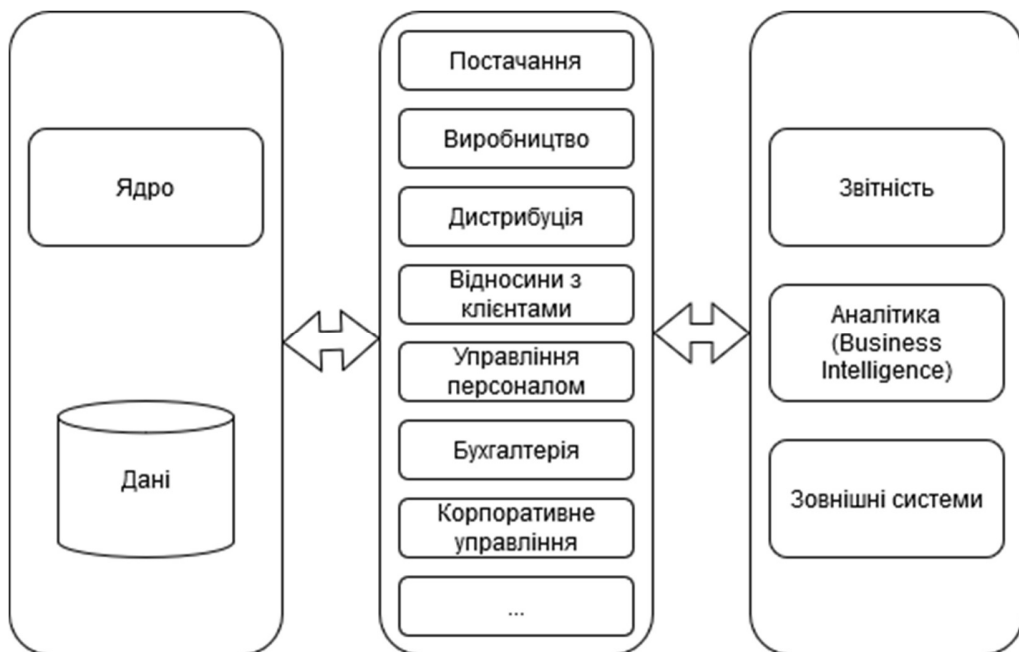


Рисунок 1.1 – Структура типової системи планування ресурсів підприємства

У професійних колах іде постійна дискусія з приводу того, що є більш ефективним – будувати комплексні системи під потреби конкретної організації чи впроваджувати готове рішення від зовнішнього постачальника. Власні розробки надають повний контроль над кодом програмного

забезпечення та термінами його створення, але потребують постійного утримання відповідного персоналу та інфраструктури, зазвичай надають порівняно менший кінцевий об'єм функціоналу, при чому подальший його розвиток буде щоразу потребувати додаткових високих витрат. В свою чергу, зовнішні постачальники пропонують вже готові рішення, з більш широким функціоналом, гнучкою підтримкою та навчанням, але залежністю від постачальника у випадку необхідності змін або підтримки [2].

Вибір підходу також залежить від розміру та рівня зрілості підприємства. Більш великі організації з формально окресленими власними процесами схильні надавати перевагу побудова власних рішень. В той час як впровадження готових рішень допомагає іншим організаціям вдосконалити власні процеси за рахунок адаптації їх під найкращі галузеві практики.

На момент написання роботи найбільш поширеними постачальниками готових рішень були SAP, Oracle та Microsoft. Вони надають цілі лінійки як класичних систем, так і «хмарних» сервісів (Software as a Service) планування ресурсів підприємства, що охоплюють найрізноманітніші галузі та займають основну долю ринку. Не зважаючи на це, в деяких галузях їм здатні скласти конкуренцію менші гравці, що спеціалізуються на окремих видах бізнесу: Ellucian Banner – вища освіта, Infor – охорона здоров'я, QAD – виробництво та управління ланцюгами поставок, та ін..

Важливо зауважити, що у нинішній час, коли інтеграція між різними системами перестала бути великою проблемою за рахунок стандартизованих підходів, надійних і високо доступних прикладних програмних інтерфейсів, повна централізація даних та процесів може не надавати таких переваг як раніше. Це породжує нові виклики і відповідні зміни парадигм є дуже на часі.

1.2. Огляд найпоширеніших реалізацій

1.2.1. SAP

Найбільший постачальник послуг, пов'язаних з системами планування ресурсів підприємства [3]. Перша версія системи була створена у 1972 році. Стала однією з перших систем, що впроваджувалася як вже готове рішення, що на той час не було поширено – системи писалися заново під конкретного замовника.

Продукт представляє собою лінійку незалежних модулів, що відповідають за конкретні напрямки, наприклад, модуль роздрібної торгівлі або модуль управління складом, які можуть ефективно інтегруватися між собою за допомогою спільної архітектури. Конкретні операції виконуються з допомогою так званих транзакцій, кожна з яких складається з повної послідовності дій, необхідних для виконання типової операції, наприклад створення замовлення на закупівлю необхідних товарів.

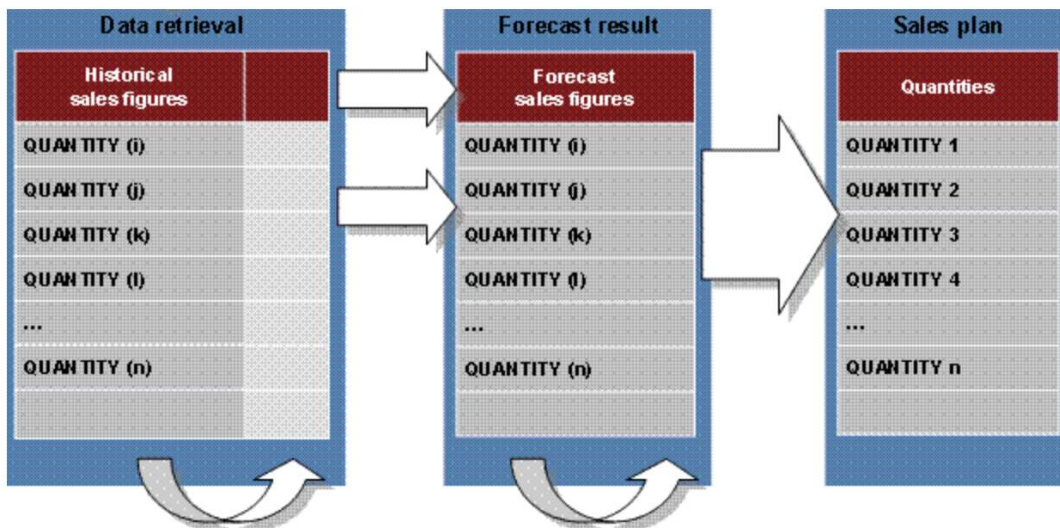


Рисунок 1.2 – Створення плану продажів у SAP.

Прогнозування рівня майбутніх продажів можливе у модулі SAP Business Information Warehouse (SAP BW) в ручному режимі (починаючи з транзакції MD61) на основі історичних даних, обрахованих системою як показано на рис. 1.2. [4].

Базова версія системи складається з більше, ніж 20 тисяч таблиць, близько 1/6 з яких є конфігураційними. Це робить налаштування системи надзвичайно складною задачею [5]. Гнучкий підхід до налаштування системи на противагу до більш обмежених можливостей при виконанні транзакцій забезпечує дуже надійну роботу і високу якість даних для обробки, в тому числі, з допомогою методів машинного навчання.

Модифікація системи можлива за допомогою власної вбудованої мови програмування ABAP. Розробка вимагає відповідної кваліфікації та доступу до існуючої імплементації системи.

1.2.2. Oracle

Відповідний напрямок серед програмного забезпечення корпорації Oracle представлений сімейством продуктів, що були розроблені або придбані нею, найбільш релевантні серед яких:

- Oracle E-Business Suite;
- JD Edwards EnterpriseOne;
- Oracle NetSuite.

На противагу SAP, основну увагу приділяється гнучкості систем та зручності для користувачів [6].

Передбачення можливе з допомогою різних інструментів та у різних режимах:

- a) в ручному режим з автоматичним врахуванням сезонності, як у JD Edwards EnterpriseOne Applications Real Estate Management [7].
- b) як окремий «хмарний» сервіс для передбачення рівнів продажів – Oracle Retail Demand Forecasting Cloud Service.

Способи модифікації залежать від конкретної системи. Для прикладу, у Oracle E-Business Suite це можливо за допомогою зміни існуючої логіки або з допомогою додатків. Для розробки використовується власний діалект SQL – PL/SQL [8].

1.2.3. Dynamics 365

Довгий час корпорація Microsoft підтримувала у своєму портфоліо кілька окремих систем планування ресурсів підприємств, що у різний час були нею придбані: Navision, Ахарта та Great Plains. Спочатку повністю незалежні, з часом ці платформи уніфікувалися – починаючи з впровадження єдина системи управління базами даних і закінчуючи уніфікованими користувацькими інтерфейсами. В результаті, вони були об'єднані під єдиним брендом Dynamics 365 , що відпер позиціонується як єдиний програмний комплекс зі спеціалізованими компонентами.

Прогнозування попиту відбувається переважно в ручному режимі. В базовій версії компонента Dynamics 365 Business Central існує відповідна функціональність під назвою Sales Budget, де необхідно вручну обраховувати та вводити дані.

← + 🗑️ ✓ SAVED 📄 ↗️

Sales Budget Overview

◀ Previous Set ◀ Previous Column ▶ Next Column ▶ Next Set ▶ Next Period ◀ Previous Period ...

General

Item Budget Name: NAUKMA View by: Day

Show as Lines: Item Rounding Factor: None

Show as Columns: Period Show Column Name:

Show Value as: Sales Amount

Sales Budget Overview Matrix

Code	Name	Budgeted Quantity	Budgeted Sales Amount	Budgeted Cost Amount	20-04
→ 1896-S	ATHENS-työpöytä	0,00	0,00	0,00	
1900-S	PARIS-vierastuoli, musta	0,00	0,00	0,00	
1906-S	ATHENS liikkuva jalusta	0,00	0,00	0,00	
1908-S	LONDON-toimistotuoli, sin.	0,00	0,00	0,00	

Рисунок 1.3 – Бюджет продажів у Dynamics 365 Business Central

Також доступне стандартне розширення для інтеграції з сервісом Microsoft Azure Machine Learning, що дозволяє виконувати прогнозування з допомогою машинного навчання. Це розширення буде розглянуто більше детально в наступних розділах.

Microsoft докладас зусиль для переведення користувачів на модель хмарного сервісу, в міру чого рекомендованим є модифікація саме з допомогою розширень. Мова програмування залежить від конкретного модуля, так як платформи, що стоять за кожним з них можуть суттєво відрізнитися. Для прикладу, Dynamics 365 for Finance and Operations розширюється з допомогою C#, а Dynamics 365 Business Central, використовує вбудовану мову AL [9]. Розширення коду основної бізнес логіки все ще є

можливим при імплементації на власній інфраструктурі, але не буде доступним при використанні «хмарного» сервісу.

1.3. Переваги досліджень з Dynamics 365 Business Central

Для подальшого дослідження було обрано компонент Dynamics 365 для малого і середнього бізнесу – Business Central.

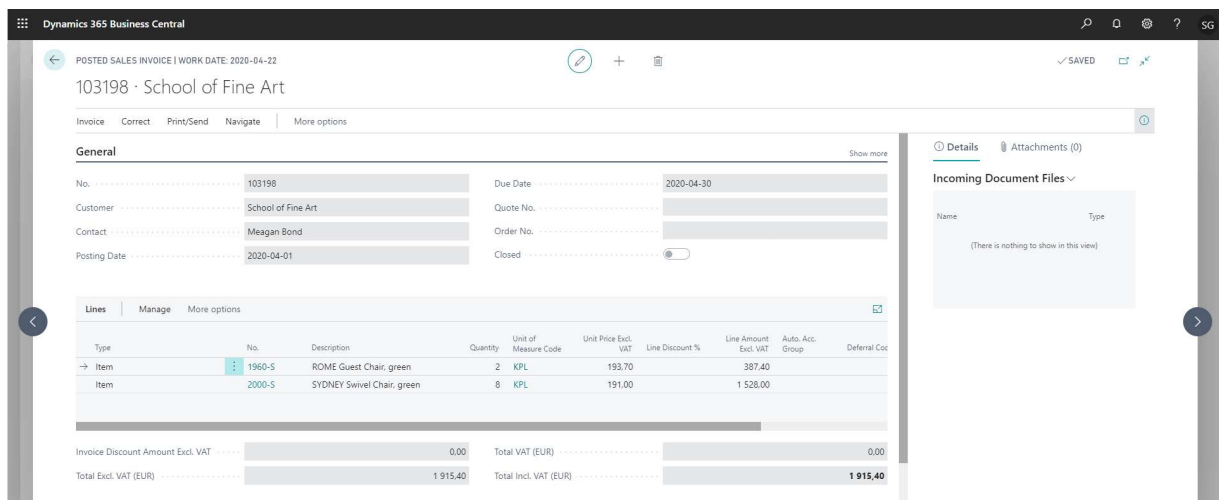


Рисунок 1.4 – Вигляд типового документу Dynamics 365 Business Central

Компонент володіє наступними перевагами з точки зору дослідження, що слугували аргументами для такого вибору:

- a) будучи складовою частиною Dynamics 365, включає в себе повний набір функціональності, характерної для систем планування ресурсів підприємства. При цьому є меншим, а відповідно, простішим для аналізу об'єктом, порівняно з іншими системами, що покривають повний цикл життєдіяльності підприємств.
- b) популярний у секторі торгівлі і містить вичерпну інформацію, необхідну для аналізу і прогнозуванні рівнів продажів;

- c) простота створення та впровадження розширень Dynamics 365 Business Central, яка не створює значних ризиків для функціонування основної частини системи.
- d) AL є відносно зручною процедурною мовою програмування, що має багато спільного з загальновідомою мовою Pascal та має зручні вбудовані механізми для роботи безпосередньо з реляційними базами даних;
- e) має існуючу функціональність для передбачення продажів, в тому числі з допомогою систем штучного інтелекту через сервіс Microsoft Azure Machine Learning;
- f) можливість аналізувати існуючі експерименти та створювати нові з допомогою Microsoft Azure Machine Learning Studio.

2. Прогнозування рівнів майбутніх продажів

2.1. Проблема прогнозування рівнів продажів

Розуміння потенційних рівнів продажів у майбутній періодах є вкрай необхідним, особливо для компаній, що працюють у сферах роздрібною торгівлі і не мають власного виробництва, в міру наступних причин:

- a) недоотримання прибутків – компанії несуть прямий ризик втрати можливого прибутку при відсутності наявного асортименту при підвищеному попиті;
- b) витрати на зберігання – товари, що зберігаються протягом тривалого часу породжують додаткові витрати на обслуговування складських приміщень. Місце безпосередньо у місцях продажу могло б бути використаним для товарів з більшою імовірністю реалізації;
- c) маркетингова активність – вчасно помічена проблема з надмірними залишками товарів дозволяє більш якісно планувати кампанії по просуванню певних товарів, стимулюючи попит без непотрібних втрат;
- d) списання – товари, що не можуть бути продані протягом тривалого часу мають бути списані, зменшуючи загальний прибуток;
- e) планування грошових потоків – більш точний прогноз доходів від реалізації і, як наслідок витрат на закупівлю та зберігання, дає можливість більш точно планувати фінансову активність – не нести витрати на кредитні кошти, чи то навпаки, отримувати відсотковий дохід по депозитам.

2.2. Загальні методики прогнозування

Виділяють наступні основні підходи, що використовуються при прогнозуванні рівнів продажів, незалежно від можливості їх автоматизації [10]:

- a) кластерний аналіз – метод, що ґрунтується на розбитті великих наборів даних на менші за допомогою спільних ознак, таким чином, щоб спростити аналіз і полегшити виявлення закономірностей. Отримані категорії надалі можуть бути використані як для класифікації нових елементів (товарів), щоб спрогнозувати їх майбутню поведінку, або ж для більш точної роботи в рамках кожної категорії;
- b) описовий аналіз – полягає у описі минулих подій так спробі охарактеризувати їх вплив з метою спрогнозувати подібні події в майбутньому;
- c) аналіз викидів – виявлення викидів у даних – нетипових елементів, що не збігаються з загальними тенденціями. Такі елементи виключають з загального аналізу, покращуючи його якість, і розглядають окремо;
- d) факторний аналіз – аналіз впливу певних чинників на поведінку даних. Прогнозування в такому випадку значною мірою зводиться до прогнозування появи чинників, що мають найбільший вплив;
- e) аналіз часових рядів – послідовний аналіз зміни історичних даних з часом з метою виокремити закономірності і застосувати їх для майбутніх даних. Базується на припущенні, що рівні продажів повторюються з часом, наприклад, в міру сезонності, та повторюваності загальних тенденцій;
- f) регресійний аналіз – спроба виявити зв'язок між попитом та іншими змінними величинами для виявлення закономірностей, що

дозволили б побудувати функцію поведінки від майбутніх значень таких величин. У простих випадках може застосовуватися лінійна регресія – стандартний статистичний метод.

2.3. Застосування машинного навчання

Використання загальних підходів гарно себе зарекомендувало для звичного роздрібного бізнесу, коли динаміка ринків була відносно повільною і попит піддавався класичному аналізу. Ситуація змінилася разом з вибуховим розвитком електронної торгівлі, коли маркетингові інструменти стали більш гнучкими, зміни попиту – більш динамічними, а кількість доступних аналітичних даних, як і чинників, що впливають на продажі, суттєво зросла.



Рисунок 2.1 – Загальна схема створення моделей для машинного навчання.

Одним з можливих підходів до вирішення цієї проблеми є використання машинного навчання, яке із суто наукового заняття та теми для профільних спеціалістів та організацій перетворилося у загальнодоступний механізм вирішення прикладних задач.

У основі моделей лежать алгоритми, такі як, наприклад, комплексний алгоритм аналізу часових рядів – Microsoft Time Series [11], створений для задач прогнозування у Analysis Services. Фактично, він складається з двох алгоритмів, кожен з яких має свої особливості:

- a) Autoregressive Tree Models for Time-Series Analysis (ARTXP) – націлений на якомога точніше прогнозування наступного імовірного значення ряду. Базується на деревах прийняття рішень і Байєсівському підході до вивчення структури та параметрів [12];
- b) Autoregressive integrated moving average (ARIMA) – оптимізований для покращення точності прогнозів на тривалих періодах.

При практичному використанні часто кожен з алгоритмів по чергово використовується для тренування моделей, а на виході утворюється їх композиція, що дає найкращий результат при змінній кількості прогнозів.

3. Прогнозування для Dynamics 365 Business Central

3.1. Використання розширення Sales and Inventory Forecast

Окрім базового функціоналу Dynamics 365 Business Central дозволяє створення розширень як для конкретної імплементації системи (вертикальні рішення), так і для більш широкого доступу (горизонтальні рішення). Це забезпечується за допомогою AppSource – єдиний портал корпорації Microsoft для розповсюдження розширень до всіх її продуктів.

Як було згадано раніше, базовий функціонал не надає можливостей для автоматичного прогнозування рівнів майбутніх продажів, проте на порталі AppSource доступне стандартне (створене розробниками системи) розширення для Sales and Inventory Forecast [13].

Це розширення дозволяє інтегрувати Dynamics 365 Business Central із сервісами прогнозування (рис. 3.1).

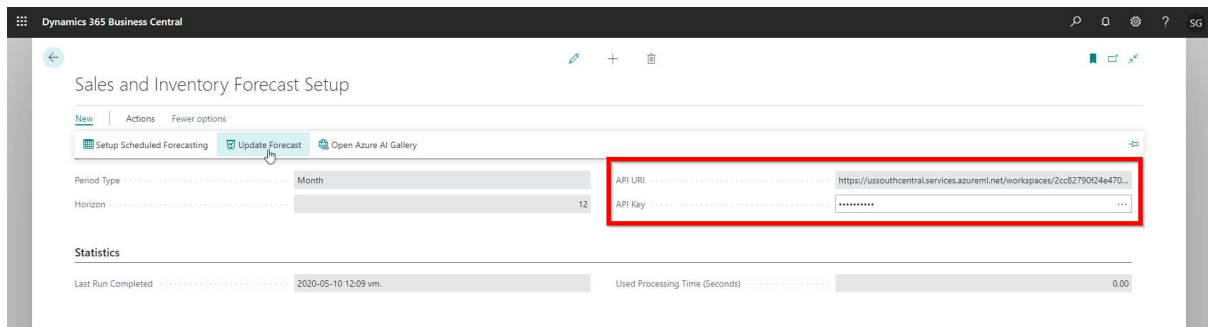


Рисунок 3.1 – Сторінка налаштування розширення Sales and Inventory Forecast.

Це можуть бути як сервіси від сторонніх постачальників, так і власні. Як основа для побудови власного сервісу в Azure AI Library доступний шаблон відповідної моделі [14].

В ході виконання роботи за допомогою інструментарію Microsoft Azure Machine Learning Studio на основі шаблону було створено активну модель, інтегровану з досліджуваною копією Dynamics 365 Business Central. Структура моделі наведена на рис. 3.2.

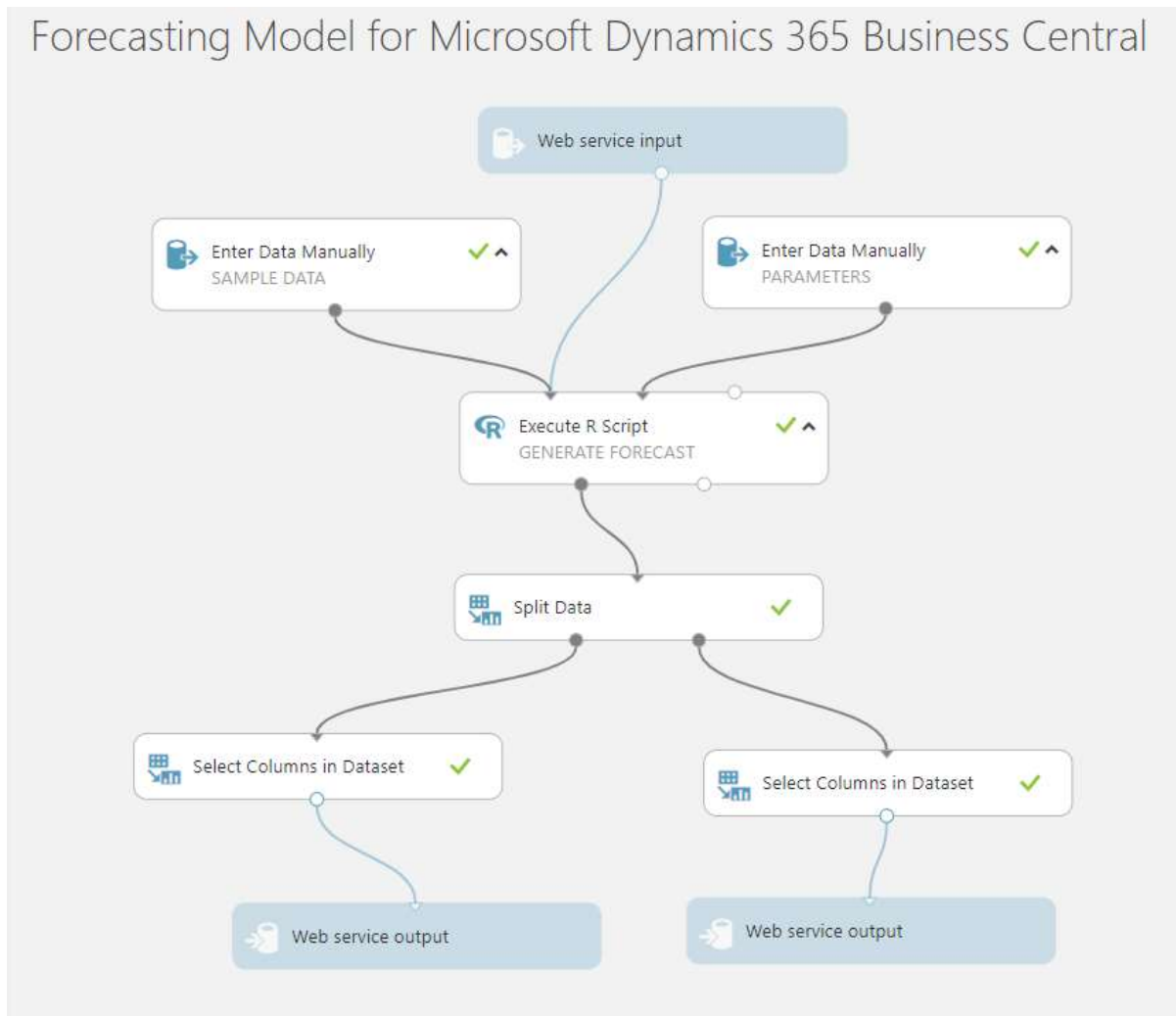


Рисунок 3.2 – Структура досліджуваної моделі прогнозування рівнів продажів.

В основі моделі лежить використання алгоритму Microsoft Time Series, що реалізується з допомогою блоку виконання скриптів мовою R. Алгоритм складається з декількох частин:

a) Autoregressive integrated moving average (ARIMA)

```
modelArima <- function(historicalData, forecastHorizon, confidenceLevel)
{
  return(tryCatch({
    arima_model <- auto.arima(historicalData)
    tryCatch({
      # auto.arima does not search all D = 1 models, so try this
      arima_model1 <- Arima(historicalData, seasonal=c(0,1,0))
      if (accuracy(arima_model1)[1,"MAPE"] < accuracy(arima_model)[1,"MAPE"]) {
        arima_model = arima_model1
      }
    }, error = function(err) {
      print(paste("Could not fit ARIMA D = 1, model error: ",err))
    })
    fcast <- forecast(arima_model, h = forecastHorizon, level = c(confidenceLevel))

    mean_arima <- as.numeric(fcast$mean)
    sigma_arima <- as.numeric((fcast$upper - fcast$lower) / 2)
    arima_fitted <- as.numeric(fitted(arima_model))

    return (list(mean = mean_arima, sigma = sigma_arima, fitted = arima_fitted))

  }, error = function(err) {
    print(paste("ARIMA model error: ",err))
    return(NULL)
  })
}
```

b) Експоненційне згладжування – exponential smoothing (ETS)

```
modelEts <- function(historicalData, forecastHorizon, confidenceLevel)
{
  return(tryCatch({
    ets_model <- ets(historicalData)
    fcast <- forecast(ets_model, h = forecastHorizon, level = c(confidenceLevel))

    mean_ets <- as.numeric(fcast$mean)
    sigma_ets <- as.numeric((fcast$upper - fcast$lower) / 2)
    ets_fitted <- as.numeric(fitted(ets_model))

    return (list(mean = mean_ets, sigma = sigma_ets, fitted = ets_fitted))
  }, error = function(err) {
    print(paste("ETS model error: ",err))
    return(NULL)
  })
}
```

c) Seasonal and Trend decomposition using LOESS (STL)

```
modelStl <- function(historicalData, forecastHorizon, confidenceLevel)
{
  if ((seasonality > 1) && (length(historicalData) > 2 * seasonality)) {
    tryCatch({
      fcast <- stlf(historicalData, h = forecastHorizon, level = c(confidenceLevel))

      mean_stl <- as.numeric(fcast$mean)
      sigma_stl <- as.numeric((fcast$upper - fcast$lower) / 2)
      stl_fitted <- as.numeric(fitted(fcast))

      return (list(mean = mean_stl, sigma = sigma_stl, fitted = stl_fitted))
    }, error = function(err) {
      print(paste("STL model error: ",err))
      return(NULL)
    })
  }
  else
  {
    return(NULL)
  }
}
```

Частини алгоритму можуть виконуватися окремо, або ж комбінуватися з метою отримати найнижчу середню абсолютну відсоткову помилку (mean absolute percentage error).

3.2. Результати роботи та можливі недоліки існуючого рішення

По результатам навчання моделі ми отримали індивідуальні прогнози рівнів майбутніх продажів для товарів з достатньою кількістю історичних даних, що відображені через користувацький інтерфейс як показано на рис. 3.3. Також було побудовано єдиний графік для історичних даних у поєднанні з прогнозом (рис. 3.4).

Process Item History Special Sales...es & Discounts Request Approval Actions Navigate Fewer options

Item Show more

No. 2000-S Type Inventory

Description Підручник з інформатики для студентів НАУКМА Base Unit of Measure KPL

Blocked Item Category Code TUOLI

Inventory Show more

Shelf No. Stockout Warning Default (Yes)

Inventory 38 Unit Volume 0.25

Qty. on Purch. Order 0 Over-Receipt Code

Qty. on Sales Order 3

Costs & Posting 148.90 VÄH.MYNTI JÄLMYNTI

Prices & Sales Show more

Unit Price 191.00 Sales Unit of Measure KPL

Profit % 22.04 Sales Blocked

Special Sales Prices & Discounts Create New...

Details Attachments (0)

Attribute	Value
Väri	Vihreä
Syvyys	80 NK
Leveys	90 NK
Korkeus	110 NK
Materiaalin kuvaus	Puuvilla, Ter

Forecast

Updated 20-04-22 Update Successful

Рисунок 3.3 – Прогноз рівнів продажів індивідуального товару.

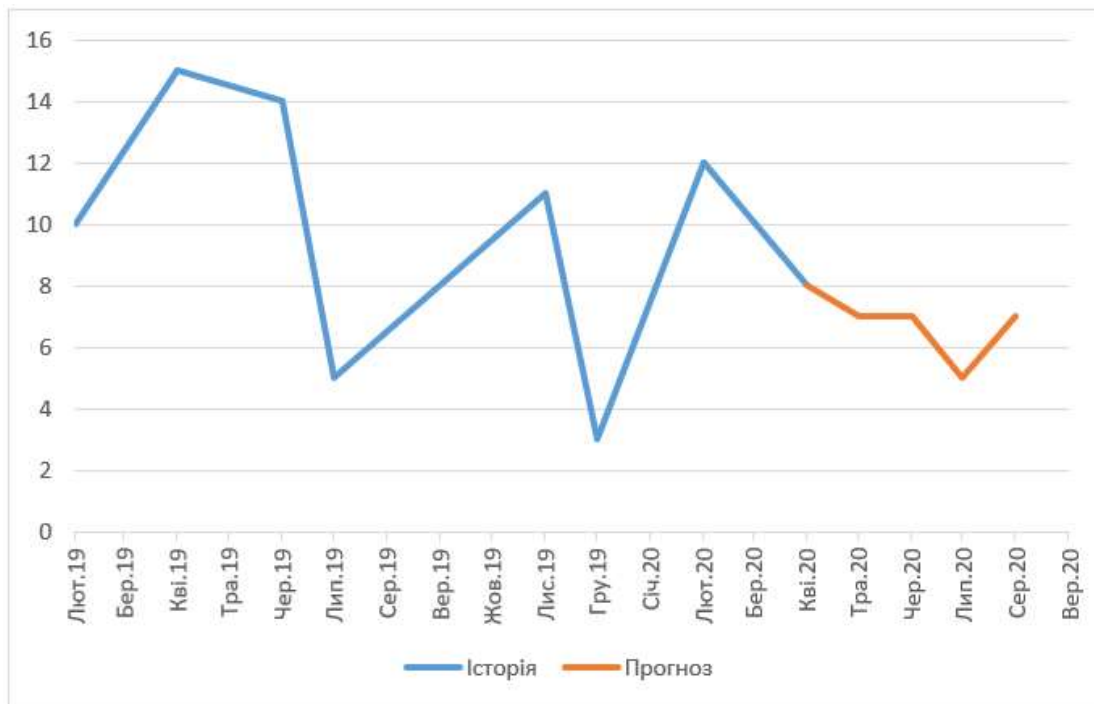


Рисунок 3.4 – Історія фактичних рівнів продажів та прогноз майбутніх рівнів продажів індивідуального товару.

Проаналізувавши архітектуру, алгоритми, принципи та результати роботи, було виявлено декілька чинників, що можуть понижувати якість прогнозу, що продукується існуючим рішенням:

- При великій кількості товарів сезонність для принципово різних категорій товарів може значно відрізнятися, згладжуючи при цьому розподіли, отримані з допомогою аналізу часових рядів;
- Використовуються однакові закономірності для продуктів на різних фазах їх життя;
- Можлива значна різниця у поведінці більш та менш популярних товарів або товарів, що користуються попитом у різних груп покупців;
- Товари з низьким оборотом можуть впливати на загальний розподіл.

Для того, щоб виокремити групи товарів з суттєво різною поведінкою, пропонується застосувати додаткову модель з використанням кластеризації (k-means). Використання кластеризації є корисним при визначеності закономірностей часових розподілів [15], може забезпечити отримання більш зручного та якісного прогнозу для кожного із виділених кластерів [16].

Додатково, інформація по приналежності товарів до конкретних кластерів сама по собі несе корисну інформацію для спеціалістів, що працюють з категоризацією товарів або займаються ABC-аналізом.

3.3. Побудова нового рішення

Для побудови рішення для кластерного аналізу товарів було застосовано підхід, схожий до того, що використовувався Microsoft:

а) побудовано модель для кластеризації на основі машинного навчання у Microsoft Azure Machine Learning Studio (в рамках даної роботи ми обмежилися фіксованою кількістю кластерів рівною 3).

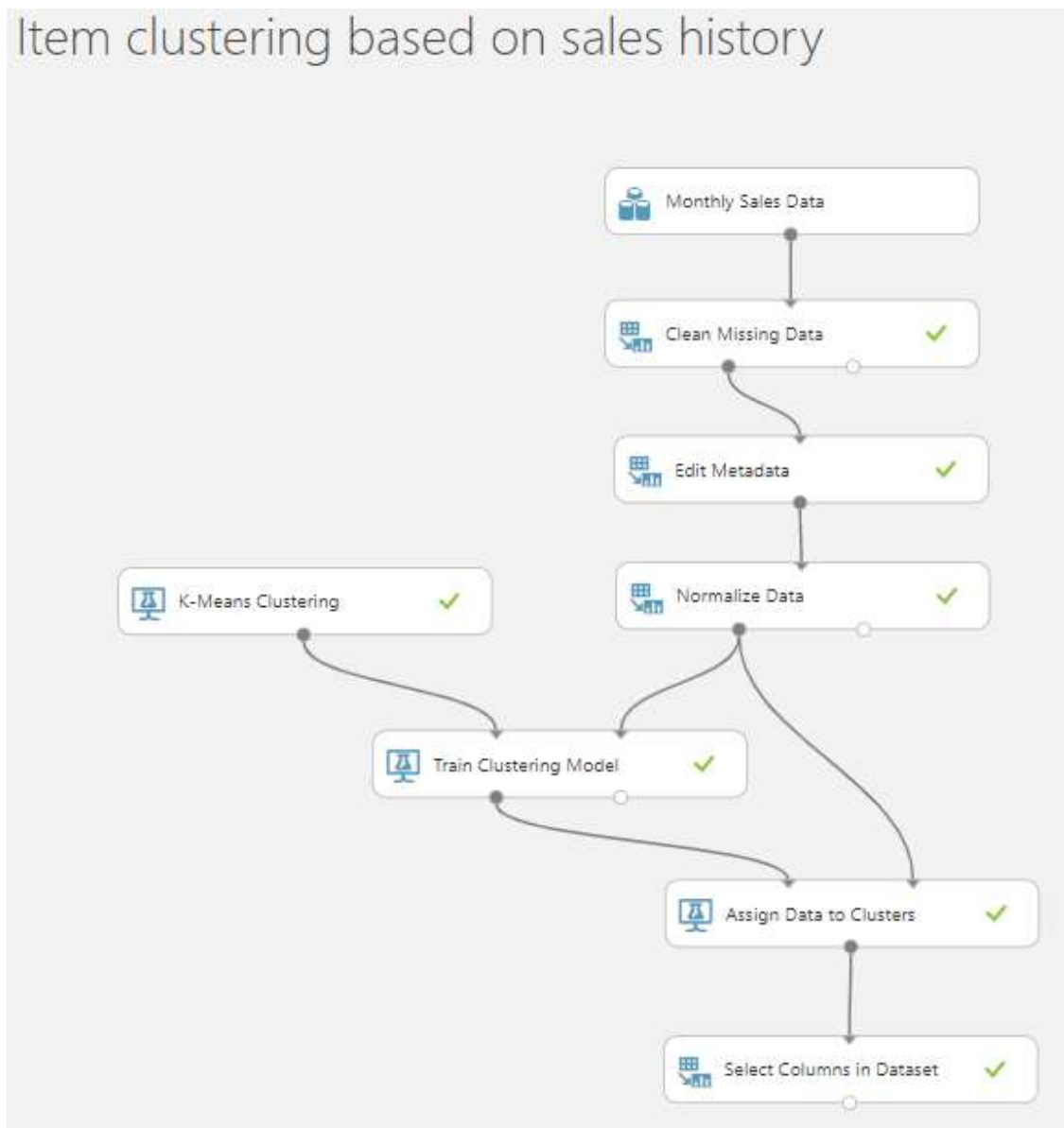


Рисунок 4.1 – Структура навчальної моделі для кластеризації.

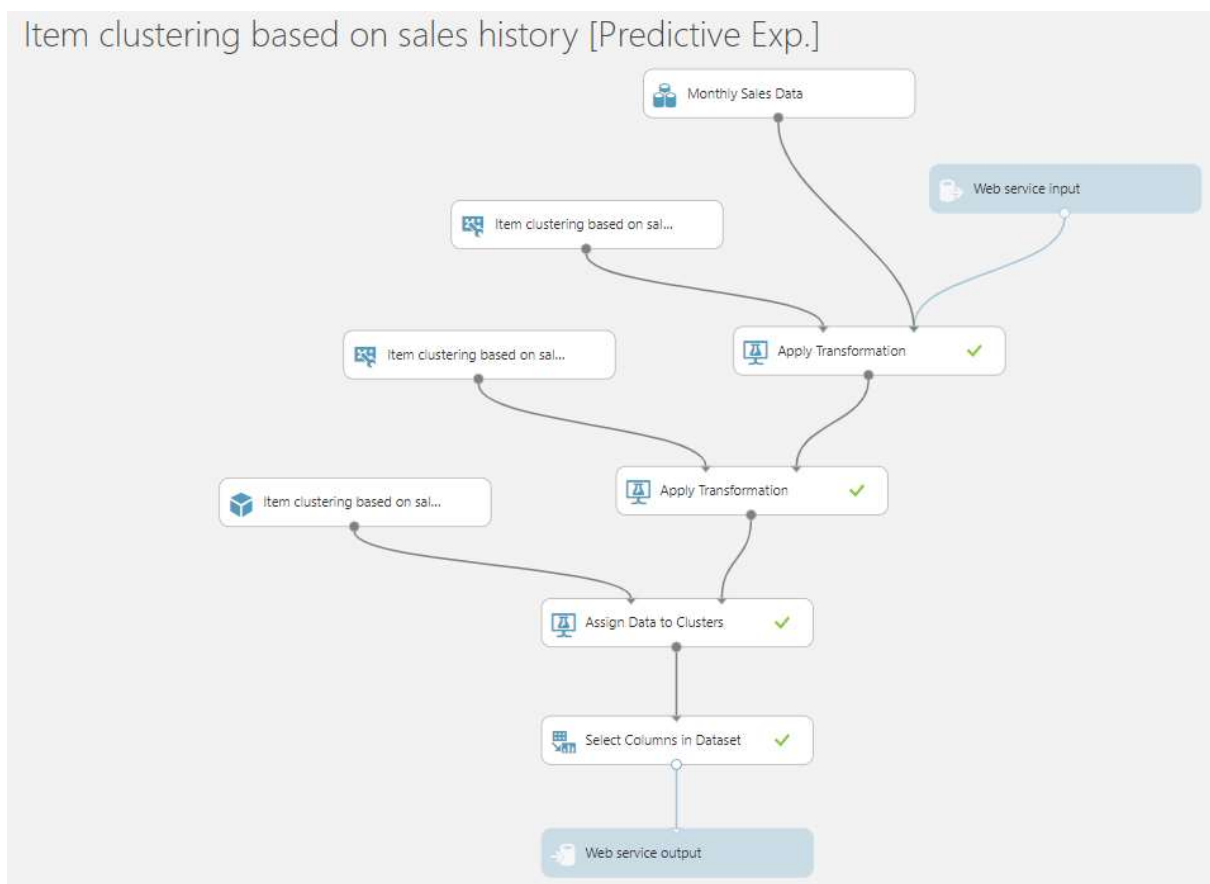


Рисунок 4.2 – Структура веб-сервісу для передбачувальної моделі.

б) розроблено розширення для інтеграції зі створеним «хмарним» сервісом та візуалізації результатів у Dynamics 365 Business Central (Додаток А).

Clustering Setup

General	
API URI:	https://ussouthcentral.services.azureml.net/workspaces/2cc82790f24e470...
API Key:	••••••••

Рисунок 4.3 – Користувацький інтерфейс – налаштування.

Clustering Items ▾

Item No.	Description	Item Categor...	Calculation Date	Cluster Assignments
10000	Milk 1 Liter	DAIRY		0
20000	Apple, Red Delicious	FRUIT/VEG.		0
20010	Apple, Jonagold	FRUIT/VEG.		0
20020	Cucumber	FRUIT/VEG.		0
30000	Soda Orange 0.5 L	BEVERAGES		0
30010	Soda Lime 0.5 L	BEVERAGES		0
40020	Skirt Linda Professional Wear	CLOTHING		1
40060	Jacket Davi-s Professional Wear	CLOTHING		1
40091	Sweater Tim-n Tina Wear	CLOTHING		1
40230	Jeans Davi-s Casual Wear	CLOTHING		1

Рисунок 4.4 – Користувацький інтерфейс – результати.

Висновки

У ході виконання роботи було проведено огляд найбільш поширених систем планування ресурсів підприємства в контексті прогнозування рівнів майбутніх продажів. Було встановлено, що на даний момент більшість пов'язаних з цим процесів виконуються переважно вручну, хоча і з певним рівнем автоматизації. Також було з'ясовано, що основні постачальники забезпечують можливості для інтеграції з відповідними сервісами для автоматизації процесу, включаючи сервіси з використанням машинного навчання. Спостерігається, що існує усвідомлення важливості таких сервісів і відбуваються дії для її подальшого розвитку.

На прикладі Dynamics 365 Business Central було детально розглянуто можливості розширення та інтеграції з сервісом по прогнозуванню на основі Microsoft Azure Machine Learning, отримано конкретні результати з допомогою алгоритмів аналізу часових рядів. Виявлено, що існують чинники, що можуть призводити до пониження точності таких алгоритмів при певних умовах.

Запропоновано додаткове використання підходу з визначення кластерів для більш точного аналізу. Успішно побудовано розширення для Dynamics 365 Business Central, інтегроване з відповідною моделлю у сервісі Microsoft Azure Machine Learning.

З огляду на зазначене вище можна зробити висновок, що поширені системи управління ресурсами підприємства забезпечують достатню гнучкість для самостійного впровадження рішень по плануванню попиту, але існуюча функціональність базових версій може бути покращена з метою забезпечення потреб користувачів, що невпинно зростають.

Список використаної літератури та електронних ресурсів

1. Enterprise Resource Planning (ERP). Information Technology Gartner Glossary [Електронний ресурс]. <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/enterprise-resource-planning-erp>.
2. Shahzad, B. et. al. *IEEE Explore*. “Build Software or Buy: A Study on Developing Large Scale Software” <https://ieeexplore.ieee.org/document/8085093>. Web. 26 October 2017.
3. Elbahri, M. et al. *ResearchGate*. “Difference Comparison of SAP, Oracle, and Microsoft Solutions Based on Cloud ERP Systems: A Review”. https://www.researchgate.net/publication/333457778_Difference_Comparison_of_SAP_Oracle_and_Microsoft_Solutions_Based_on_Cloud_ERP_Systems_A_Review. Web. May 2019.
4. Sales Forecast. SAP Documentation [Електронний ресурс]. https://help.sap.com/saphelp_sfin200/helpdata/en/dd/6cce53118d4308e10000000a174cb4/frameset.htm.
5. Nimeri, A. *Retool*. “What’s SAP?” <https://retool.com/blog/erp-for-engineers/>. Web. 2019.
6. Schikira, P. F. *Research Gate*. “Co-Opetition Between SAP And Oracle: The Effects Of The Partnership And Competition On The Companies' Success”. <https://www.researchgate.net/publication/265893216>. Web. Jan 2011.
7. Forecasting Sales. JD Edwards EnterpriseOne Applications Documentation [Електронний ресурс]. https://docs.oracle.com/cd/E16582_01/doc.91/e15138/forecastsales.htm#EOARM01180.
8. Oracle E-Business Suite Developer's Guide [Електронний ресурс]. https://docs.oracle.com/cd/E18727_01/doc.121/e12897/T302934T458264.htm.

9. Development in AL. Microsoft Documentation [Электронный ресурс]. <https://docs.microsoft.com/en-us/dynamics365/business-central/dev-itpro/developer/devenv-dev-overview>.
10. Wilson, E. “The 6 Models Used in Forecasting Algorithms”. *Institute of Business Forecast & Planning*. <https://demand-planning.com/2019/04/22/forecasting-algorithms/>. Web.
11. Microsoft Time Series Algorithm. Microsoft Documentation [Электронный ресурс]. <https://docs.microsoft.com/en-us/analysis-services/data-mining/microsoft-time-series-algorithm>.
12. Autoregressive Tree Models for Time-Series Analysis. *ResearchGate*. https://www.researchgate.net/publication/220906731_Autoregressive_Tree_Models_for_Time-Series_Analysis. Conference Paper. Apr 2002.
13. The Sales and Inventory Forecast Extension. Microsoft Documentation [Электронный ресурс]. <https://docs.microsoft.com/en-us/dynamics365/business-central/ui-extensions-sales-forecast>.
14. Forecasting Model for Microsoft Dynamics 365 Business Central. Azure AI Gallery [Электронный ресурс]. <https://gallery.azure.ai/Experiment/Forecasting-Model-for-Microsoft-Dynamics-365-Business-Central>.
15. Cheriyan, S. et al. “Intelligent Sales Prediction Using Machine Learning Techniques”. *Research Gate*. https://www.researchgate.net/publication/331606166_Intelligent_Sales_Prediction_Using_Machine_Learning_Techniques. Conference Paper. Aug 2018.
16. Maitra, S. “Sales Prediction using Clustering & Machine Learning (ARIMA & Holt’s Winter Approach)”. *Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/clustering-machine-learning-combination-in-sales-prediction-330a7a205102>. Web. 18 Oct 2019.

Додаток А

Повний код розширення для Dynamics 365 Business Central приводиться у окремому архівному файлі Course 1 Work.zip. Код ключових об'єктів наведений нижче.

```
table 50101 "Clustering Item"
{
    Caption = 'Clustering Item';

    fields
    {
        field(1; "Item No."; Code[20])
        {
            Caption = 'Item No.';
            DataClassification = CustomerContent;
            TableRelation = Item;
            ValidateTableRelation = false;
        }
        field(2; "Calculation Date"; Date)
        {
            Caption = 'Calculation Date';
            DataClassification = CustomerContent;
        }
        field(3; Description; Text[100])
        {
            Caption = 'Description';
            FieldClass = FlowField;
            CalcFormula = lookup (Item.Description where ("No." = field ("Item No
            ."))));
            Editable = false;
        }
        field(4; "Item Category Code"; Code[20])
        {
            Caption = 'Item Category Code';
            FieldClass = FlowField;
            CalcFormula = lookup (Item."Item Category Code" where ("No." = field
            ("Item No.)));
            Editable = false;
        }
        field(10; "Date Filter"; Date)
        {
```

```

        Caption = 'Date Filter';
        DataClassification = CustomerContent;
    }
    field(11; "Sales (Qty)"; Decimal)
    {
        Caption = 'Sales (Qty)';
        FieldClass = FlowField;
        CalcFormula = - sum ("Item Ledger Entry".Quantity where ("Entry Type"
= filter (Sale), "Item No." = field ("Item No.")));
    }

    field(12; "Sales (LCY)"; Decimal)
    {
        Caption = 'Sales (LCY)';
        FieldClass = FlowField;
        CalcFormula = sum ("Value Entry"."Sales Amount (Actual)" where ("Item
Ledger Entry Type" = filter (Sale), "Item No." = field ("Item No.")));
    }
    field(13; "Cost (LCY)"; Decimal)
    {
        Caption = 'Cost (LCY)';
        FieldClass = FlowField;
        CalcFormula = sum ("Value Entry"."Cost Amount (Actual)" where ("Item
Ledger Entry Type" = filter (Sale), "Item No." = field ("Item No.")));
    }
    field(20; "Cluster Assignments"; Integer)
    {
        Caption = 'Cluster Assignments';
        DataClassification = CustomerContent;
    }
}
keys
{
    key(PK; "Item No.")
    {
        Clustered = true;
    }
}
}

```

```

codeunit 50101 "Clustering Mgt."
{

```

```

var
    JsonToken: Codeunit "Json Token";

procedure ProcessClusteringItem(var ClusteringItem: Record "Clustering Item")
var
    RequestText: Text;
    ResponseText: Text;
begin
    CreateRequest(ClusteringItem, RequestText);
    SendHttpRequest(RequestText, ResponseText);
    ProcessResponse(ResponseText, ClusteringItem);
end;

procedure CreateRequest(ClusteringItem: Record "Clustering Item"; var RequestText: Text);
var
    CalculationDate: Date;
    YearMonth: Text;
begin
    Clear(RequestText);

    if ClusteringItem."Calculation Date" <> 0D then
        CalculationDate := ClusteringItem."Calculation Date"
    else
        CalculationDate := Today();

    ClusteringItem.SetFilter(
        "Date Filter",
        StrSubstNo('%1..%2',
            CalcDate('-CM', CalculationDate),
            CalcDate('-CM+1M-1D', CalculationDate)));
    YearMonth := StrSubstNo('%1-%2',
        Date2DMY(CalculationDate, 3),
        PadStr(' ', 2 - StrLen(Format(Date2DMY(CalculationDate, 2))), '0') + Format(Date2DMY(CalculationDate, 2)));

    ClusteringItem.CalcFields("Cost (LCY)", "Sales (Qty)", "Sales (LCY)");
    RequestText := StrSubstNo('{ "Inputs": { "history": { "ColumnNames": [ "Item No.", "Month", "Sales (Qty)", "Sales (LCY)", "Margin (LCY)" ], "Values": [ [ "%1", "%2", "%3", "%4", "%5" ] ] } } }',
        ClusteringItem."Item No.",
        YearMonth,
        Format(ClusteringItem."Sales (Qty)", 0, 9),
        Format(ClusteringItem."Sales (LCY)", 0, 9),

```

```

        Format(ClusteringItem."Sales (LCY)" - ClusteringItem."Cost (LCY)", 0,
9));
    end;

    procedure SendHttpPostRequest(RequestText: Text; var ResponseText: Text)
    var
        ClusteringSetup: Record "Clustering Setup";
        HttpClient: HttpClient;
        HttpContent: HttpContent;
        HttpContHeader: HttpHeaders;
        HttpRequest: HttpRequestMessage;
        HttpReqHeader: HttpHeaders;
        HttpResponse: HttpResponseMessage;
        RequestURL: Text;
    begin
        ClusteringSetup.Get();
        RequestURL := ClusteringSetup."API URI";

        Clear(HttpContent);
        HttpContent.WriteFrom(RequestText);
        HttpContent.GetHeaders(HttpContHeader);
        HttpContHeader.Clear();
        HttpContHeader.Add('Content-Type', 'application/json');
        HttpContHeader.Add('Content-Length', Format(StrLen(RequestText)));

        Clear(HttpRequest);
        HttpRequest.GetHeaders(HttpReqHeader);
        HttpReqHeader.Clear();
        HttpReqHeader.Add('Authorization', StrSubstNo('Bearer %1', ClusteringSetup."API Key"));
        HttpRequest.Content(HttpContent);
        HttpRequest.SetRequestUri(RequestURL);
        HttpRequest.Method('POST');

        HttpClient.Send(HttpRequest, HttpResponse);
        HttpResponse.Content().ReadAs(ResponseText);
    end;

    procedure ProcessResponse(ResponseText: Text; var ClusteringItem: Record "Clustering Item")
    var
        JObject: JsonObject;
    begin
        if JObject.ReadFrom(ResponseText) then begin

```

```
        ClusteringItem."Cluster Assignments" := JsonToken.Select(JObject, '$.
Results.clustering.value.Values[0][2]').AsValue().AsInteger();
        ClusteringItem.Modify();
    end;
end;
}
```