

insights sorted by industry, region, or expertise. Tailored sales target dashboards provide sales representatives with real-time data on actual, targeted, and predicted revenue, fostering a personalized approach to performance improvement. Pre-sale analytics evaluate capacity, effort, and spending for project bids, incorporating stakeholder feedback to refine resource allocation. Additionally, reports identifying incomplete CRM fields ensure data integrity and accuracy. Power BI enables data-driven decision-making, positioning Intellias as a leader in sales and marketing optimization.

5. Revenue Forecasting and Strategic Decision-Making Using Power BI

Revenue forecasting at Intellias harnesses the power of Microsoft Power BI to deliver accurate, actionable insights. By analyzing historical CRM data, Power BI generates projections segmented by industry, expertise, region, and time period, enabling leadership to make informed strategic decisions. Predictive analytics highlight potential revenue trends while uncovering areas for operational improvement, ensuring that strategies align with long-term goals. The platform's intuitive dashboards and robust visualization capabilities simplify complex data analysis, fostering a culture of proactive, data-driven management. This abstract explores how Power BI's advanced forecasting tools empower Intellias to maintain its competitive edge and achieve sustainable growth.

Intellias' strategic adoption of Microsoft Power BI demonstrates the transformative potential of advanced analytics in a modern enterprise. Across talent management, delivery processes, financial oversight, and sales and marketing optimization, Power BI has become a cornerstone of our data-driven approach, enabling precision, agility, and innovation. By integrating Power BI into every level of our operations, we not only unlock deeper insights but also foster a culture of informed decision-making and continuous improvement. The insights presented here showcase how Power BI has empowered Intellias to drive measurable outcomes and achieve sustained success in an increasingly complex and dynamic business landscape.

References:

1. Gartner. (2024). Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms. *Gartner Research*.
2. Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2020). Business Intelligence and Analytics: Systems for Decision Support. *Pearson Education*.
3. Reddy, K. S., & Agrawal, R. (2020). Application of Power BI for Enhancing Financial Analytics. *International Journal of Computer Applications*, 176(23), 12–18.
4. Santos, R., & Brito, P. (2021). Enhancing Business Decision-Making through Business Intelligence Tools: An Empirical Study. *Journal of Applied Management and Business*, 9(2), 35–45.
5. Al-Okaily, M., & Alqudah, H. (2021). The Impact of Data Visualization on Decision-Making in Organizations. *Journal of Information Systems and Technology Management*, 18, 1–18.

МОДЕЛЮВАННЯ ФІНАНСОВОЇ СТІЙКОСТІ ПІДПРИЄМСТВА

Обметко Вероніка, студентка.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Київ, Україна
e-mail: veronika.darkshadow@gmail.com

Науковий керівник: Антипенко Надія Василівна, доктор економічних наук, професор
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Київ, Україна
ORCID ID 0000-0003-4132-4709
e-mail: antypenko@lli.kpi.ua

Розглянемо моделювання фінансової стійкості підприємства за умови використанням алгоритмів машинного навчання — це комплексний підхід, що базується на аналізі фінансо-

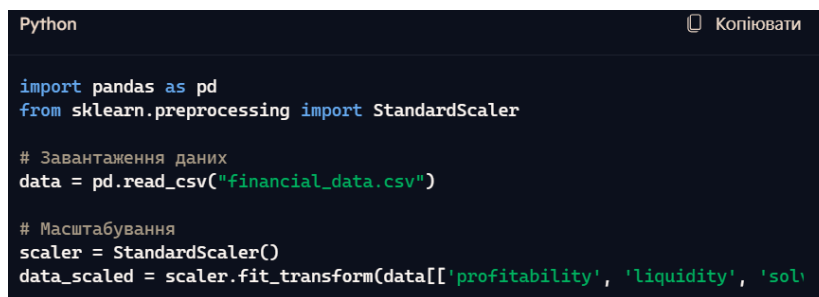
вих даних за допомогою сучасних математичних методів. Основна мета — прогнозувати стабільність підприємства, виявляти ризики та оптимізувати управлінські рішення. Цей процес складається з кількох етапів, які ми поступово розглянемо.

Для успішного моделювання важливо забезпечити якісний збір та ретельну підготовку даних. На початковому етапі необхідно чітко визначити джерела інформації, з яких надходять дані. Серед основних джерел можна виділити такі:

- відкриті бази даних: YouControl, OpenDataBot (в Україні), Bloomberg, Yahoo Finance (міжнародні);
- власні фінансові звіти підприємства: балансові звіти, звіти про прибутки та збитки, грошові потоки;
- веб-скрапінг або API-інтеграція для отримання зовнішніх ринкових даних.

Також звернемо увагу безпосередньо на обробку даних (рис. 1): видалення пропусків та аномалій; перевірка на кореляцію між змінними, трансформація або агрегування показників; масштабування числових значень (наприклад, нормалізація через StandardScaler у Python).

[1]



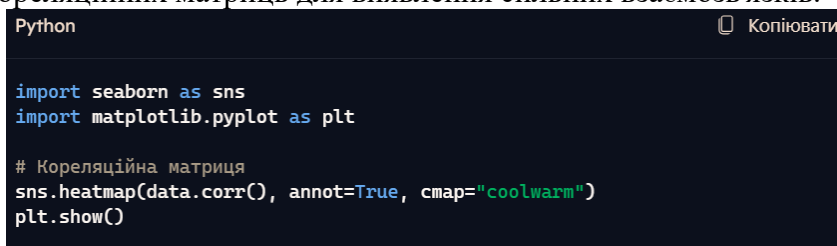
```
Python Копіювати  
  
import pandas as pd  
from sklearn.preprocessing import StandardScaler  
  
# Завантаження даних  
data = pd.read_csv("financial_data.csv")  
  
# Масштабування  
scaler = StandardScaler()  
data_scaled = scaler.fit_transform(data[['profitability', 'liquidity', 'solvability']])
```

Рисунок 1 - Завантаження та масштабування фінансових даних

Попередній аналіз даних (EDA) — етап, на якому відбувається дослідницький аналіз даних, що дозволяє оцінити структуру та особливості набору даних, а також виділити ключові фактори, які впливають на фінансову стійкість.

Наведемо ключові методи:

- Візуалізація розподілів за допомогою Seaborn.
- Побудова кореляційних матриць для виявлення сильних взаємозв'язків.



```
Python Копіювати  
  
import seaborn as sns  
import matplotlib.pyplot as plt  
  
# Кореляційна матриця  
sns.heatmap(data.corr(), annot=True, cmap="coolwarm")  
plt.show()
```

Рисунок 2 - Візуалізація кореляційної матриці фінансових даних

Наступний етап процесу становить результати EDA, а саме, виявлені закономірності, як-от висока кореляція між ліквідністю та платоспроможністю, стають основою для побудови моделі.

Розробка моделі машинного навчання, це етап процесу, коли на основі отриманих даних створюється математична модель, що дозволяє прогнозувати фінансову стійкість підприємства. Відбувається вибір алгоритму:

- логістична регресія — для простої оцінки ймовірності ризику;
- дерева рішень та градієнтний бустинг — для точнішого прогнозування;
- глибокі нейронні мережі — для обробки складних і великих наборів даних.

Формулу логістичної регресії розглядаємо у наступному вигляді (1):

$$P(y = 1 | x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n)}} \quad (1)$$

де, $P(y=1|x)$ — ймовірність фінансової стабільності, w_i — ваги, x_i — показники.

Наступний етап навчання та тестування моделі, на цьому етапі проводиться розділення даних на навчальну та тестову вибірки, після чого алгоритм навчається на історичних даних.[3]

Реалізація алгоритму градієнтного бустингу приймає наступний вигляд (рис.3):

```
Python Копіювати  
  
from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier  
from sklearn.model_selection import train_test_split  
from sklearn.metrics import accuracy_score  
  
# Розділення даних  
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data_scaled, data['target'],  
                                                    test_size=0.2, random_state=42)  
  
# Створення моделі  
model = GradientBoostingClassifier()  
model.fit(X_train, y_train)  
  
# Прогнозування  
y_pred = model.predict(X_test)  
print("Точність моделі:", accuracy_score(y_test, y_pred))
```

Рисунок 3 - Навчання та оцінка моделі градієнтного бустингу

Зауважимо, що крос-валідація забезпечує стабільність моделі через перевірку на кількох підвибірках.

На етапі інтерпретації та прогнозування, результати моделі використовуються для оцінки поточного стану підприємства та прогнозування можливих проблем.

Розрахунок фінансового індексу (FinScore) забезпечується формулою (2):

$$FinScore = \sum_{i=1}^n w_i F_i, \text{ де } 0 < w_i < 1 \text{ та } \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (2)[0]$$

де, F_i — бали за ключовими показниками, такими як ліквідність, платоспроможність, прибутковість.

Результати моделей інтегруються в систему управління підприємством, що реалізує наступний етап імплементації результатів:

Моніторинг фінансових показників в реальному часі.

Автоматизація звітності через інтеграцію Python із системами BI.

Розробка стратегій стабілізації, таких як оптимізація витрат чи залучення капіталу.

Використання технологій, це етап реалізації моделей у Python, що здійснюється через бібліотеки:

Pandas та NumPy — для обробки даних.

Matplotlib, Seaborn — для візуалізації.

Scikit-learn, XGBoost, LightGBM — для створення моделей.

TensorFlow, PyTorch — для глибокого навчання.

Застосування машинного навчання до аналізу фінансової стійкості відкриває нові можливості для підприємств. Воно забезпечує точність прогнозів, допомагає зменшити ризики та сприяє прийняттю обґрунтованих стратегічних рішень. Успішна реалізація подібних проектів дозволяє не лише оцінювати поточний стан, а й адаптуватися до викликів у бізнес-середовищі.

Література:

1. Аналіз та моделювання фінансово-економічних показників підприємств з використанням відкритих інформаційних баз даних - chrome-extension://efaidnbmninnnigbpccajpcglclefindmkaj/https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/39355/2/MMMTES_2022_Riznyk_N_M-Analysis_and_simulation_148-150.pdf

2. SimpleImputer-https://scikit-learn.org/1.5/modules/generated/sklearn.impute.SimpleImputer.html

3.Gradient boosting machines. A tutorial - <https://www.frontiersin.org/journals/neurorobotics/articles/10.3389/fnbot.2013.00021/full>