

УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ: АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ LASSO ТА ELASTIC NET ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Дослідження спрямоване на оцінку ефективності методів регуляризації LASSO та Elastic Net для прогнозування ключових бізнес-показників, що є базою для управління ризиками. Аналіз базується на широкому спектрі макроекономічних індикаторів (валютний курс, ВВП, рівень інфляції, ціни на енергоносії, обсяг промислового виробництва, індекс споживчої довіри тощо), які дозволяють виявити залежності, критичні для фінансової стабільності компанії.

Ключові слова: LASSO; Elastic Net; регуляризація; прогнозування фінансових часових рядів; управління ризиками; стрес-тестування.

RISK MANAGEMENT: ANALYSIS OF THE EFFECTIVENESS OF LASSO AND ELASTIC NET FOR FINANCIAL TIME SERIES FORECASTING

Abstract

The study evaluates the effectiveness of LASSO and Elastic Net regularization methods in forecasting key business indicators, which serve as the basis for risk management. Utilizing a wide range of macroeconomic indicators (exchange rate, GDP, inflation, energy prices, industrial production, consumer confidence index, etc.), the research identifies dependencies critical for the financial stability of companies.

Keywords: LASSO; Elastic Net; regularization; financial time series forecasting; risk management; stress testing.

Вступ

Сучасна економіка характеризується високою волатильністю та впливом як внутрішніх, так і зовнішніх чинників. Макроекономічні індикатори, такі як валютний курс, ВВП, рівень інфляції, ціни на енергоносії, обсяг виробництва та індекс споживчої довіри, створюють комплексну систему, що визначає фінансову стабільність підприємств [3].

Метою даного дослідження є підвищення ефективності управління ризиками у фінансовому менеджменті шляхом застосування оптимальних методів регуляризації при прогнозуванні фінансових часових рядів. Методи регуляризації дозволяють точно відбирати релевантні змінні, мінімізувати вплив мультиколінеарності та будувати адаптивні моделі, пристосовані до специфіки сучасного ринку. Особливо важливою ця методологія є в умовах економічних криз, коли стрес-тестування компаній набуває критичного значення для прийняття оперативних управлінських рішень [2].

За прикладом, криза 2008 року в США спричинила банкрутство багатьох банків і компаній, внаслідок чого Федеральна резервна система (Fed) запровадила обов'язкове стрес-тестування фінансових установ. Хоча цей приклад переважно стосується банків, його методологію можна адаптувати для інших фінансових установ, таких як страхові компанії, інвестиційні фонди та інші, що дозволяє більш точно оцінити ризики та стабільність фінансового сектора [1].

Результати дослідження

Економічні часові ряди часто мають складну структуру: вони швидко змінюються (висока волатильність), змінні тісно пов'язані між собою (мультиколінеарність), а залежності між показниками часто нелінійні, що ускладнює їх виявлення. Звичайні методи аналізу в таких умовах часто дають неточні результати. Тому ефективнішими є методи регуляризації — вони допомагають відфільтрувати зайвий шум у даних і виділити саме ті змінні, які реально впливають на ризики [2,4].

Наприклад, методи LASSO або Elastic Net не лише скорочують кількість змінних у моделі, а й зменшують вплив їхньої взаємозалежності. Це особливо важливо для прогнозування в умовах нестабільності, наприклад, під час економічних коливань та криз.

Основні методи регуляризації для порівняння [3,5]:

1. Класичний LASSO.

Метод мінімізує суму квадратів залишків із L1-штаром, що сприяє встановленню деяких коефіцієнтів рівними нулю (розрідженість).

$$\min_{\beta} \{|y - X\beta|_2^2 + \lambda|\beta|_1\},$$

де y – вектор спостережень, X – матриця предикторів, β – вектор коефіцієнтів, а λ – параметр регуляризації, що контролює інтенсивність L1-штару [2].

2. Elastic Net.

Поєднує переваги LASSO (розрідженість) та Ridge-регуляризації (стабільність), що особливо ефективно при високій кореляції предикторів.

$$\min_{\beta} \{|y - X\beta|_2^2 + \lambda(\alpha|\beta|_1 + (1 - \alpha)|\beta|_2^2)\},$$

де $\alpha \in [0,1]$ визначає баланс між LASSO (розрідженість) та Ridge-регуляризацією (стабільність) [4].

3. Adaptive LASSO.

Подібний до Elastic Net, але з адаптивними вагами для L1-компоненти, що дозволяє покращити селекцію змінних.

4. Group LASSO.

Використовується для відбору цілих груп змінних, що корисно, коли предиктори організовані в природні групи.

5. Relaxed LASSO.

Зменшує упередженість LASSO, покращуючи точність оцінки коефіцієнтів на відібраних предикторах.

6. Fused LASSO.

Окрім L1-штару, вводить штраф за різницю між послідовними коефіцієнтами, що корисно для згладжування та моделювання порядкових даних.

7. Sparse Group LASSO.

Поєднує груповий відбір із LASSO, дозволяючи відбирати як групи змінних, так і окремі предиктори в межах груп.

8. Adaptive Group LASSO.

Вдосконалює Group LASSO шляхом введення адаптивних ваг для кожної групи, що покращує точність селекції груп змінних.

9. Weighted LASSO.

Застосовує різні ваги до кожного коефіцієнта, що дозволяє врахувати попередню інформацію про важливість предикторів.

10. Adaptive Elastic Net.

Подібний до Elastic Net, але з адаптивними вагами для L1-компоненти, що дозволяє покращити селекцію змінних.

В табл. 1 подано основні характеристики розглянутих методів регуляризації для аналізу економічних часових рядів у ризик-менеджменті.

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика методів регуляризації LASSO та Elastic Net для аналізу економічних часових рядів у ризик-менеджменті

Метод	Переваги	Недоліки	Застосування
LASSO	- Забезпечує розрідженість - Виконує відбір релевантних змінних	- Може давати зміщені оцінки - Чутливий до корельованих предикторів	- Прогнозування економічних показників - Оцінка ризиків

Elastic Net	<ul style="list-style-type: none"> - Поєднує переваги LASSO (розрідженість) та Ridge (стабільність) - Ефективно працює з корельованими предикторами 	<ul style="list-style-type: none"> - Налаштування двох параметрів (λ та α) може бути складним - Може зберігати невеликі ненульові коефіцієнти 	<ul style="list-style-type: none"> - Моделювання економічних ризиків з мультиколінеарністю - Фінансове прогнозування
Adaptive LASSO	<ul style="list-style-type: none"> - Покращує селекцію змінних завдяки адаптивним вагам 	<ul style="list-style-type: none"> - Потребує початкових оцінок коефіцієнтів для обчислення ваг - Вища обчислювальна складність 	<ul style="list-style-type: none"> - Моделювання високочастотних часових рядів - Ризик-менеджмент
Group LASSO	<ul style="list-style-type: none"> - Відбирає цілі групи змінних - Добре працює при наявності природного групування 	<ul style="list-style-type: none"> - Не здійснює селекцію всередині груп - Залежить від коректного визначення груп 	<ul style="list-style-type: none"> - Сегментація економічних індикаторів - Аналіз ринкових секторів
Relaxed LASSO	<ul style="list-style-type: none"> - Зменшує упередженість, що виникає через надмірну регуляризацію - Балансує відбір змінних та оцінку коефіцієнтів 	<ul style="list-style-type: none"> - Потребує налаштування двох етапів (відбір та релаксація) - Збільшує обчислювальні витрати 	<ul style="list-style-type: none"> - Прогнозування економічних часових рядів - Ризик-менеджмент з високою точністю
Fused LASSO	<ul style="list-style-type: none"> - Забезпечує як розрідженість, так і згладжування послідовних коефіцієнтів - Добре підходить для часових рядів з вираженою послідовністю даних 	<ul style="list-style-type: none"> - Складність вибору оптимальних параметрів згладжування (λ_1, λ_2) - Обмежена застосовність при відсутності природного порядку змінних 	<ul style="list-style-type: none"> - Аналіз трендів у часових рядах - Фінансове прогнозування із врахуванням послідовності даних
Sparse Group LASSO	<ul style="list-style-type: none"> - Поєднує груповий відбір із селекцією окремих змінних у групах - Гнучко адаптується до складних структур даних 	<ul style="list-style-type: none"> - Висока обчислювальна складність - Складність налаштування балансу між груповим та індивідуальним штрафами 	<ul style="list-style-type: none"> - Моделювання мультифакторних економічних систем - Ризик-менеджмент з врахуванням групових залежностей
Adaptive Group LASSO	<ul style="list-style-type: none"> - Покращує відбір груп завдяки адаптивним вагам 	<ul style="list-style-type: none"> - Потребує надійних початкових оцінок для обчислення групових ваг - Збільшує обчислювальну складність 	<ul style="list-style-type: none"> - Груповий аналіз економічних індикаторів - Ризик-менеджмент при аналізі структурованих даних
Weighted LASSO	<ul style="list-style-type: none"> - Дозволяє врахувати попередню інформацію про важливість окремих змінних - Гнучке налаштування регуляризації для кожного коефіцієнта 	<ul style="list-style-type: none"> - Чутливий до некоректного вибору ваг - Може призводити до нестабільних результатів при невірній постановці ваг 	<ul style="list-style-type: none"> - Аналіз економічних часових рядів з неоднорідною інформацією - Ризик-менеджмент із залученням експертних оцінок
Adaptive Elastic Net	<ul style="list-style-type: none"> - Покращує селекцію змінних завдяки використанню адаптивних ваг - Забезпечує стабільність при корельованих змінних 	<ul style="list-style-type: none"> - Вища обчислювальна складність - Складність налаштування адаптивних ваг - Вища обчислювальна складність - Складність налаштування адаптивних ваг 	<ul style="list-style-type: none"> - Прогнозування в умовах швидкоплинних економічних змін - Аналіз фінансових ринків

Дослідження підтвердили, що метод LASSO автоматично виключає малозначні змінні, спрощуючи моделі та роблячи їх ефективними для роботи з великими даними. Elastic Net, поєднуючи різні підходи регуляризації, забезпечує надійні прогнози навіть тоді, коли показники тісно пов'язані — наприклад, курс валюти та інфляція.

Створені моделі, що базуються на аналізі ключових індикаторів (валютний курс, ВВП, інфляція, ціни на енергоресурси, обсяги виробництва, рівень довіри споживачів), дозволяють оцінити, як економічні зміни впливають на різні галузі: банки, страхові компанії, виробничі підприємства, IT-сектор, торговельні мережі, логістику та аграріїв. Такі прогнози допомагають розробити стрес-сценарії, які враховують і ризики криз (наприклад, втрату стабільності), і потенціал розвитку за сприятливих умов.

Висновки

Проведений аналіз свідчить про ефективність застосування методів регуляризації LASSO та Elastic Net, а також їх адаптивних і групових модифікацій, для прогнозування бізнес-показників та управління ризиками. Планується розробка технології автоматичного вибору оптимального методу регуляризації, що дозволить враховувати специфіку макроекономічних індикаторів та адаптувати підхід до конкретних умов ринку. Отримані моделі сприятимуть розробці стрес-сценаріїв, які допоможуть оцінити вплив кризових подій на стабільність компаній і приймати ефективні управлінські рішення, особливо в умовах економічної кризи.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Adrian, T., & Shin, H. S. (2010). The Changing Nature of Financial Intermediation and the Financial Crisis of 2007–2009. *Annual Review of Economics*, 2, 603–618.

2. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. 2nd edition. Springer, – 2009 – 533p.

3. Brockwell, P. J., & Davis, R. A. *Introduction to Time Series and Forecasting*. 3rd edition. Springer, – 2016 – 425p.

4. Zou, H., & Hastie, T. Elastic Net Regularization Paths for All Generalized Linear Models. *Journal of Statistical Software*, 39 (1), – 2014,

URL:

https://www.researchgate.net/publication/369483920_Elastic_Net_Regularization_Paths_for_All_Generalized_Linear_Models

5. Fieberg, C., Metko, D., Poddig, T. *et al.* Machine learning techniques for cross-sectional equity returns' prediction. *OR Spectrum* 45, 289–323 (2023). URL: <https://doi.org/10.1007/s00291-022-00693-w>

Бородкін Сергій Іванович — аспірант групи 126-24а, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, м.Вінниця, e-mail: borserg90@gmail.com;

Науковий керівник: **Кветний Роман Наумович** — професор, д.т.н., кафедра Автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, м.Вінниця;

Borodkin Serhii I. — PhD student of 126-24a, Faculty of Intellectual Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: borserg90@gmail.com;

Supervisor: **Kvyetnyy Roman N.** – Dr. Sc. (Eng.), Professor of the Department of Automation and Intelligent Information Technology, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: rkvetny@vntu.edu.ua