

ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ РЕГУЛЯРИЗАЦІЇ LASSO ТА ELASTIC NET ДЛЯ РІЗНИХ ВИДІВ ЕКОНОМІЧНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ У РИЗИК-МЕНЕДЖМЕНТІ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Дослідження порівнює методи регуляризації (LASSO, Elastic Net та їх модифікації) для прогнозування ризиків на основі економічних часових рядів. Аналіз спрямовано на виявлення оптимальних підходів, здатних зменшити вплив мультиколінеарності та підвищити точність моделей у сфері ризик-менеджменту. Отримані результати дозволяють розробити рекомендації щодо вибору методів регуляризації залежно від характеристик економічних даних.

Ключові слова: LASSO, Elastic Net, регуляризація, часові ряди, ризик-менеджмент, машинне навчання, мультиколінеарність, адаптивні методи.

Abstract

The study compares regularization methods (LASSO, Elastic Net, and their modifications) for risk forecasting based on economic time series. The analysis focuses on identifying optimal approaches capable of reducing the impact of multicollinearity and enhancing model accuracy in risk management. The obtained results enable the development of recommendations for selecting regularization methods based on the characteristics of economic data.

Keywords: LASSO, Elastic Net, regularization, time series, risk management, machine learning, multicollinearity, adaptive methods.

Вступ

Сучасні економічні часові ряди, як правило, характеризуються високою розмірністю, наявністю шумів і потенційною нестационарністю, що значно ускладнює їх аналіз традиційними статистичними підходами [1]. Особливо це викликає труднощі в ризик-менеджменті, де необхідно не лише ідентифікувати ключові фактори, але й уникнути перенавчання моделі. Методи регуляризації, такі як LASSO та Elastic Net, разом із їх адаптивними, груповими та іншими модифікаціями, дозволяють зменшити вплив мультиколінеарності, здійснити відбір релевантних змінних та підвищити точність прогнозних моделей. Такі підходи особливо актуальні для застосування в ризик-менеджменті, де своєчасне виявлення змінних факторів є критичним [1, 2].

Метою даного дослідження є системне порівняння сучасних методів регуляризації, зокрема також їх модифікацій, для підвищення якості прогнозів моделей ризиків на основі економічних даних. Акцент робиться на трьох критеріях: практичній ефективності (якість прогнозів на реальних наборах даних), інтерпретованості (аналіз впливу окремих змінних) та адаптації до нестационарності (врахування часової динаміки). Це дозволить визначити оптимальні підходи для задач, де критичними є швидкість, точність і зрозумілість результатів.

Результати дослідження

Економічні часові ряди часто мають складну структуру: дані швидко змінюються (висока волатильність), змінні тісно пов'язані між собою (мультиколінеарність), а залежності між показниками важко виявити через їхню нелінійність. У таких умовах звичайні методи аналізу часто дають неточні результати. Тому тут необхідні спеціалізовані методи регуляризації — вони допомагають відфільтрувати зайвий шум у даних і вибрати саме ті змінні, які реально впливають на ризики [1, 4]. Ключовим кроком є вибір правильного методу. Наприклад, LASSO або Elastic Net не просто скорочують кількість змінних, а й зменшують вплив їхньої взаємозалежності, що особливо важливо для прогнозів у нестабільних умовах. Але для цього потрібно чітко розуміти, як працюють ці методи. Дослідження їхніх математичних основ дозволяє адаптувати моделі до специфіки економічних даних — наприклад, зробити їх

стійкими до різких змін ринку або зрозумілими для експертів, які приймають рішення в умовах обмеженої інформації.

Основні методи регуляризації для порівняння:

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 [1].

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) [3].

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 відобраних 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	- Поєднує переваги LASSO (розрідженість) та Ridge (стабільність) - Ефективно працює з корельованими предикторами	- Налаштування двох параметрів (λ та α) може бути складним - Може зберігати невеликі ненульові коефіцієнти	- Моделювання економічних ризиків з мультиколінеарністю - Фінансове прогнозування
Adaptive LASSO	- Покращує селекцію змінних завдяки адаптивним вагам	- Потребує початкових оцінок коефіцієнтів для обчислення ваг - Вища обчислювальна складність	- Моделювання високимірних часових рядів - Ризик-менеджмент
Group LASSO	- Відбирає цілі групи змінних - Добре працює при наявності природного групування	- Не здійснює селекцію всередині груп - Залежить від коректного визначення груп	- Сегментація економічних індикаторів - Аналіз ринкових секторів
Relaxed LASSO	- Зменшує упередженість, що виникає через надмірну регуляризацию - Балансує відбір змінних та оцінку коефіцієнтів	- Потребує налаштування двох етапів (відбір та релаксація) - Збільшує обчислювальні витрати	- Прогнозування економічних часових рядів - Ризик-менеджмент з високою точністю
Fused LASSO	- Забезпечує як розрідженість, так і згладжування послідовних коефіцієнтів - Добре підходить для часових рядів з вираженою послідовністю даних	- Складність вибору оптимальних параметрів згладжування (λ_1, λ_2) - Обмежена застосовність при відсутності природного порядку змінних	- Аналіз трендів у часових рядах - Фінансове прогнозування із врахуванням послідовності даних
Sparse Group LASSO	- Поєднує груповий відбір із селекцією окремих змінних у групах - Гнучко адаптується до складних структур даних	- Висока обчислювальна складність - Складність налаштування балансу між груповим та індивідуальним штрафами	- Моделювання мультифакторних економічних систем - Ризик-менеджмент з врахуванням групових залежностей
Adaptive Group LASSO	- Покращує відбір груп завдяки адаптивним вагам	- Потребує надійних початкових оцінок для обчислення групових ваг - Збільшує обчислювальну складність	- Груповий аналіз економічних індикаторів - Ризик-менеджмент при аналізі структурованих даних
Weighted LASSO	- Дозволяє врахувати попередню інформацію про важливість окремих змінних - Гнучке налаштування регуляризації для кожного коефіцієнта	- Чутливий до некоректного вибору ваг - Може призводити до нестабільних результатів при невірній постановці ваг	- Аналіз економічних часових рядів з неоднорідною інформацією - Ризик-менеджмент із залученням експертних оцінок
Adaptive Elastic Net	- Покращує селекцію змінних завдяки використанню адаптивних ваг - Забезпечує стабільність при корельованих змінних	- Вища обчислювальна складність - Складність налаштування адаптивних ваг - Вища обчислювальна складність - Складність налаштування адаптивних ваг	- Прогнозування в умовах швидкоплинних економічних змін - Аналіз фінансових ринків

Сучасні економічні дані часто відрізняються різкими коливаннями та складними взаємозв'язками між змінними, що ускладнює їх аналіз. У таких умовах методи регуляризації стають незамінними. Наприклад, для боротьби з мультиколінеарністю (коли змінні надто тісно пов'язані) використовують Elastic Net або Adaptive Elastic Net. Ці методи поєднують L1- та L2-регуляризацію, завдяки чому модель стає стабільнішою навіть при високій кореляції даних [1, 3]. Для відбору ключових змінних ефективні LASSO та його адаптивні версії — вони автоматично відсіюють зайві предиктори, запобігаючи пере-навчанню, коли модель враховує шум замість реальних закономірностей [1, 4]. Якщо ж дані мають групову структуру (наприклад, показники окремих секторів економіки або регіонів), допомагають методи Group LASSO, Sparse Group LASSO чи Adaptive Group LASSO. Вони дозволяють працювати з цілими групами змінних, що підвищує точність прогнозів [1, 3]. Для аналізу часових рядів, де важливий порядок даних (наприклад, послідовність економічних подій), використовують Fused LASSO (який враховує зв'язок між сусідніми значеннями) або Relaxed LASSO (що зменшує упередженість після попереднього відбору змінних). Це дозволяє будувати моделі, які враховують часову динаміку та зменшують ризик помилкових прогнозів [2]. Таким чином, кожен метод регуляризації вирішує конкретні проблеми, пов'язані зі складністю економічних даних, роблячи прогнози більш надійними, а рішення — обґрунтованішими навіть у умовах невизначеності.

Висновки

Проведений аналіз свідчить, що методи регуляризації, зокрема їх адаптивні та групові варіанти, є потужним інструментом для моделювання економічних часових рядів у сфері ризик-менеджменту. Вибір конкретного підходу залежить від особливостей даних: LASSO та Elastic Net забезпечують базову селекцію змінних та контроль мультиколінеарності; адаптивні варіанти (Adaptive LASSO, Adaptive Elastic Net) покращують точність селекції за рахунок введення вагових коефіцієнтів; групові модифікації дозволяють врахувати внутрішню структуру даних, а Fused LASSO — часову згладженість.

Таким чином, враховуючи специфіку економічних часових рядів та вимоги до прогнозування ризиків, доцільно застосовувати комплексний підхід, що включає використання декількох методів регуляризації, зокрема їхніх адаптивних та групових модифікацій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. 2nd edition. Springer, – 2009 – 533p.
2. Brockwell, P. J., & Davis, R. A. Introduction to Time Series and Forecasting. 3rd edition. Springer, – 2016 – 425p.
3. 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
4. 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