

ЗАСТОСУВАННЯ КВАНТИЛЬНОЇ РЕГРЕСІЇ ДЛЯ ЙМОВІРНІСНОЇ ОЦІНКИ ПОХИБОК ПРОГНОЗУВАННЯ АГРЕГАТОРІВ РОЗПОДІЛЕНИХ ЕНЕРГЕТИЧНИХ РЕСУРСІВ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

В роботі досліджено застосування квантильної регресії для ймовірнісної оцінки похибок прогнозування агрегаторів розподілених енергетичних ресурсів. Виконано статистичний аналіз експлуатаційних даних агрегатора однотипних енергетичних ресурсів. В середовищі MATLAB проведено моделювання меж похибок прогнозування із застосуванням лінійної та квадратичної моделей квантильної регресії.

Показано, що квадратична модель забезпечує більш адекватний опис нелінійного характеру розподілу похибок прогнозування порівняно з лінійною моделлю. Отримані результати можуть бути використані для оцінки ризиків небалансів та побудови витратної характеристики агрегатора на основі оцінки вартості небалансів на ринку електричної енергії.

Ключові слова: *квантильна регресія, агрегатор, розподілені енергетичні ресурси, відновлювані джерела енергії, інтелектуальні електричні мережі.*

Abstract

The study investigates the application of quantile regression for probabilistic assessment of forecasting errors of distributed energy resource aggregators. A statistical analysis of operational data of an aggregator of homogeneous energy resources was performed. Modeling of forecasting error boundaries using linear and quadratic quantile regression models was carried out in the MATLAB environment.

It is shown that the quadratic model provides a more adequate description of the nonlinear nature of the forecasting error distribution compared to the linear model. The obtained results can be used for imbalance risk assessment and for constructing the cost characteristic of an aggregator based on the estimation of imbalance costs in the electricity market.

Keywords: *quantile regression, aggregator, distributed energy resources, renewable energy sources, smart grids.*

Вступ

Квантильна регресія, запропонована Roger Koenker та Gilbert Bassett, є одним із сучасних статистичних методів, який широко застосовується для задач прогнозування, оцінки невизначеності та аналізу розподілів даних у складних технічних, економічних та інформаційних системах [1].

На відміну від класичних регресійних моделей, орієнтованих на оцінювання умовного середнього значення залежної змінної, квантильна регресія дозволяє аналізувати весь умовний розподіл прогнозованої величини, а не лише його середнє значення, а також досліджувати вплив коваріат на квантилі розподілу. Даний підхід є стійким до асиметричних розподілів, розподілів з важкими хвостами та неоднорідності дисперсії даних, що робить його перспективним для широкого класу задач ймовірнісного прогнозування, оцінки похибок прогнозування та аналізу режимів роботи енергетичних систем [2; 3].

Ефективність квантильної регресії для таких задач підтверджується сучасними дослідженнями в галузі енергетики. В роботі Xiaoying Ren та співавторів квантильна регресія використовується спільно

з методами глибокого навчання для ультракороткострокового імовірнісного прогнозування фотоелектричної генерації [4]. Дослідження Philippe Lauret, Mathieu David та Hugo Pedro присвячено застосуванню квантильної регресії для внутрішньодобового ймовірнісного прогнозування сонячної радіації з використанням метеорологічних прогнозів ECMWF [5]. Jaehyeon Noh та Sokbae Lee досліджують застосування квантильної регресії для часових рядів у моделях умовної гетероскедастичності та аналізують статистичні властивості моделей типу ARMA-AGARCH [6]. В статті Luca Massidda та Mariano Marrocu квантильна регресія застосовується для постобробки метеорологічних прогнозів при короткостроковому прогнозуванні сонячної генерації [7]. В дослідженні Lyes Ait Mouloud, Aissa Kheldoun та співавторів запропоновано гібридну модель Quantile-CNN-GRU, що поєднує квантильну регресію та методи глибокого навчання для ймовірнісного прогнозування фотоелектричної генерації [8].

Основна частина

В умовах розвитку лібералізованого ринку електричної енергії України та зростання частки розподіленої генерації важливу роль відіграють агрегатори, які забезпечують об'єднання генеруючих установок, систем накопичення енергії та активних споживачів у єдині агреговані групи [9]. Такий підхід дозволяє підвищити ефективність інтеграції розподілених енергетичних ресурсів в енергосистему, а також забезпечити їхню участь у різних сегментах ринку електричної енергії, зокрема на ринку двосторонніх договорів, ринку “на добу наперед”, внутрішньодобовому та балансуєчому ринках, а також на ринку допоміжних послуг.

Однією з важливих задач при аналізі функціонування агрегаторів є оцінка похибок прогнозування та можливих відхилень прогнозних значень потужності від фактичних. Для розв'язання таких задач можуть застосовуватись методи класичної лінійної регресії, які орієнтовані на оцінювання середнього значення залежної змінної та базуються на припущеннях нормальності розподілу й сталої дисперсії даних.

Оскільки до складу агрегованих груп можуть входити учасники з нерівномірними та стохастичними режимами генерації і споживання електроенергії, це може призводити до асиметрії розподілу похибок та змінної дисперсії даних. За таких умов припущення класичних регресійних моделей можуть бути недостатніми для опису розподілу похибок прогнозування.

Непараметричний підхід на основі квантильної регресії дозволяє оцінювати умовні квантили розподілу похибок прогнозування без припущень щодо виду їх розподілу та забезпечує коректний опис асиметрії й гетероскедастичності даних.

Похибка прогнозування визначається як

$$\varepsilon = P_{\text{fact.}} - P_{\text{prog.}}, \quad (1)$$

де

$P_{\text{fact.}}$ - фактична потужність генерації,

$P_{\text{prog.}}$ - прогнозна потужність генерації.

Квантиль рівня α для розподілу похибки прогнозування визначається з умови

$$P(\varepsilon \leq q_{\alpha}) = \alpha \quad (2)$$

В даній роботі інтервал I з рівнем довірчої ймовірності $(1-\alpha) \cdot 100\%$ формується шляхом використання квантиля рівня $\alpha/2$ як нижньої межі та квантиля рівня $1-\alpha/2$ як верхньої межі. Таким чином, квантиль $q_{\alpha/2}$ визначає нижню межу можливих відхилень прогнозних значень та характеризує область від'ємних похибок прогнозування, що відповідає недовиробітку електроенергії відносно прогнозу і яка реалізується лише у $(\alpha/2)\%$ випадків. Аналогічно, квантиль $q_{1-\alpha/2}$ визначає верхню межу можливих відхилень та характеризує область додатних похибок прогнозування, що відповідає перевищенню фактичної генерації відносно прогнозу.

Відповідно, довірчий інтервал визначається як

$$I_{(1-\alpha)100\%} = [q_{\alpha/2}; q_{1-\alpha/2}] \quad (3)$$

Наприклад, довірчий інтервал $I_{90\%}$ обчислюється на основі двох крайніх квантилів похибок прогнозування, тобто $q_{0.05}$ та $q_{0.95}$. В такому випадку інтервал $[q_{0.05}; q_{0.95}]$ охоплює близько 90% значень похибки прогнозування і характеризує область ймовірних відхилень прогнозних значень. Вибір рівня довірчої ймовірності залежить від допустимого рівня ризику та необхідної точності прогнозування. Поряд із 90% інтервалом можуть застосовуватись інтервали з іншими рівнями довірчої ймовірності, зокрема 80%, 95% або 99%.

Врахування внутрішньої неоднорідності агрегованих груп потребує детального вивчення роботи агрегаторів, що об'єднують учасників з подібними технічними характеристиками. Для дослідження характеристик похибок прогнозування агрегованої групи СЕС виконано статистичний аналіз масиву експлуатаційних даних сонячної електростанції за 2020–2022 рр., який у межах прийнятого припущення розглядається як репрезентативний профіль генерації агрегованої групи СЕС.

З метою забезпечення коректності статистичного аналізу та виокремлення стохастичної складової похибок, зумовлених змінами сонячної інсоляції, було виконано фільтрацію масиву даних за заданими умовами. Зокрема, з аналізу вилучено періоди нульової генерації та прогнозу, а також періоди нульової фактичної генерації за наявності прогнозу понад 10% від встановленої потужності, що інтерпретуються як наслідок диспетчерських обмежень з боку ОСП або аварійних зупинок обладнання. Також вибірка була розподілена за сезонами року для окремого аналізу сезонних особливостей похибок прогнозування.

На рис. 1 наведено результати моделювання квантильних меж похибки прогнозування агрегатора СЕС для літнього періоду, отримані в MATLAB для лінійної та квадратичної моделей квантильної регресії. Для кожного квантиля отримано відповідні аналітичні залежності. Аналіз результатів показує, що квадратична модель квантильної регресії забезпечує більш адекватний опис характеру розподілу похибок прогнозування порівняно з лінійною моделлю.

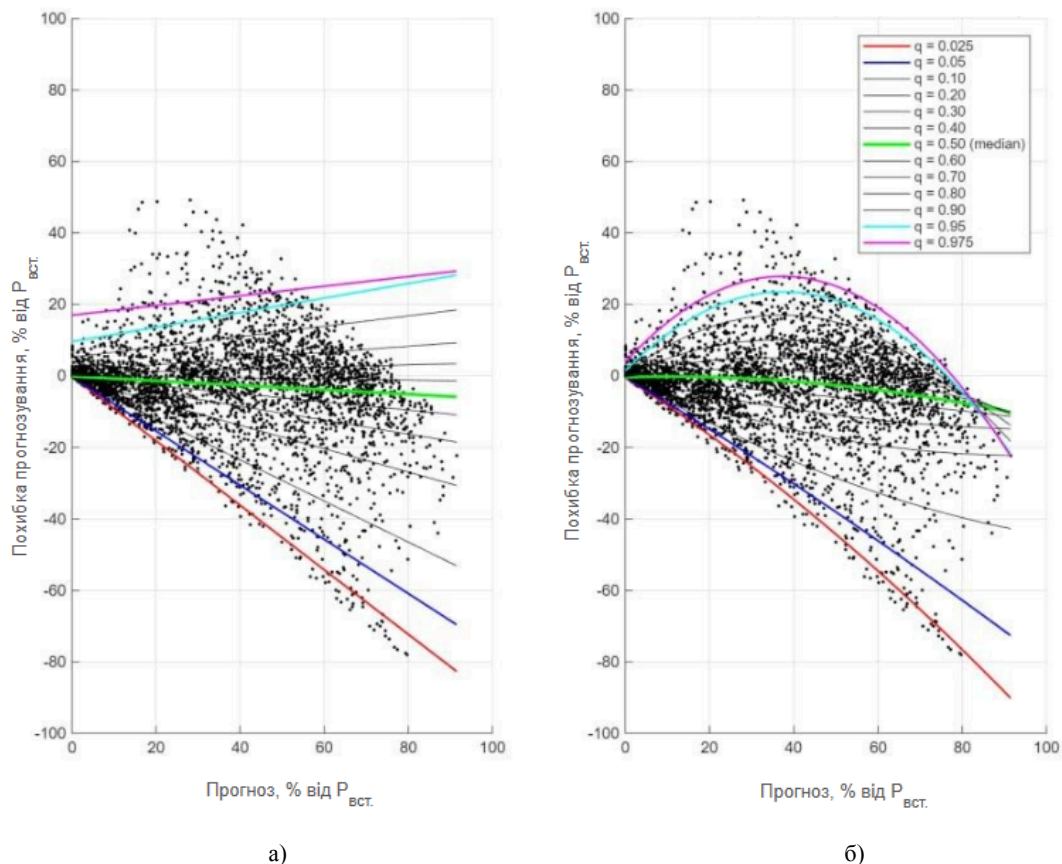


Рис. 1. Квантильні межі похибок прогнозування агрегатора СЕС для літнього періоду:
а - лінійна модель; б - квадратична модель.

Висновок

Проведене дослідження показало перспективність застосування квантильної регресії для задач ймовірнісної оцінки похибок прогнозування агрегаторів розподілених енергетичних ресурсів. На відміну від класичних регресійних моделей, квантильна регресія дозволяє коректно враховувати асиметрію розподілу похибок та гетероскедастичність даних, що є характерним для режимів роботи сонячних електростанцій та інших стохастичних джерел генерації.

Отримані результати показали, що квадратична модель квантильної регресії забезпечує більш адекватний опис нелінійного характеру розподілу похибок прогнозування порівняно з лінійною моделлю квантильної регресії. Побудовані квантильні межі дозволяють формувати прогнозні інтервали з різними рівнями довірчої ймовірності та оцінювати можливі відхилення фактичної генерації від прогнозних значень.

Практичне значення запропонованого підходу полягає у можливості використання отриманих квантильних оцінок для аналізу ризиків небалансів агрегатора та формування його витратної характеристики на основі оцінки вартості небалансів на ринку електричної енергії. Це створює передумови для підвищення точності прогнозування, ефективності ринкової поведінки агрегаторів та зниження економічних ризиків при роботі в умовах невизначеності режимів генерації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Koenker R. Quantile Regression. — Cambridge University Press, 2005. — 367 p.
2. Hao L., Naiman D. Quantile Regression. — United States of America: SAGE Publications, Inc., 2007. — 25 p. DOI: <https://doi.org/10.4135/9781412985550>.
3. Uribe J. M., Guillen M. Quantile Regression for Cross-Sectional and Time Series Data: Applications in Energy Markets Using R. — Cham: Springer International Publishing, 2020. ("SpringerBriefs in Finance" Series). DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-44504-1>.
4. Ren X., Liu Y., Zhang F. et al. A Deep Learning Quantile Regression Photovoltaic Power-Forecasting Method under a Priori Knowledge Injection. *Energies*, 2024, Volume 17, Issue 16. — P. 4026. DOI: <https://doi.org/10.3390/en17164026>.
5. Lauret P., David M., Pedro H. T. C. Probabilistic Solar Forecasting Using Quantile Regression Models. *Energies*, 2017, Volume 10, Issue 10. — P. 1591. DOI: <https://doi.org/10.3390/en10101591>.
6. Noh J., Lee S. Quantile Regression for Location-Scale Time Series Models with Conditional Heteroscedasticity. *arXiv.org*. 03.01.2014. URL: <https://arxiv.org/abs/1401.0688v2> (accessed 08.05.2026).
7. Massidda L., Marrocu M. Quantile Regression Post-Processing of Weather Forecast for Short-Term Solar Power Probabilistic Forecasting. *Energies*, 2018, Volume 11, Issue 7. — P. 1763. DOI: <https://doi.org/10.3390/en11071763>.
8. Ait Mouloud L., Kheldoun A., Oussidhoum S. et al. Seasonal quantile forecasting of solar photovoltaic power using Q-CNN-GRU. *Scientific Reports*, 2025, Volume 15, Issue 1. — P. 27270. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-12797-8>.
9. Про затвердження Правил ринку. *Офіційний вебпортал парламенту України*. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v0307874-18> (дата звернення: 10.05.2026).

Залізник Максим Пилипович - аспірант кафедри електричних станцій та систем, факультет електроенергетики та електромеханіки, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: mzaliznyak2013@gmail.com

Нетребський Володимир Васильович - кандидат технічних наук, доцент, факультет електроенергетики та електромеханіки, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: netrebskiy@ukr.net.

Науковий керівник: **Нетребський Володимир Васильович** - кандидат технічних наук, доцент, факультет електроенергетики та електромеханіки, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця,

Maksym ZALIZNYAK – PhD student at the Department of Electrical Power Stations and Systems, Faculty of Electrical Power Engineering and Electromechanics, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: mzaliznyak2013@gmail.com.

Volodymyr NETREBSKIY – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Faculty of Electrical Power Engineering and Electromechanics, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: netrebskiy@ukr.net.

Scientific supervisor: **Volodymyr NETREBSKIY** – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Faculty of Electrical Power Engineering and Electromechanics, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: netrebskiy@ukr.net.

Sciences, Associate Professor, Faculty of Electrical Power Engineering and Electromechanics, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: netrebskiy@ukr.net.