

Таким чином, впровадження ML у логістичні процеси в кризових умовах є ключовим кроком для підвищення стійкості та адаптивності систем управління. Це не лише сприяє зниженню витрат та оптимізації ресурсів, а й дозволяє більш ефективно реагувати на глобальні виклики, забезпечуючи надійність гуманітарних та економічних операцій.

Література:

1. Західноукраїнський центр громадської кіберосвіти. (2024). Штучний інтелект та машинне навчання. https://web-learn.org/shtuchnij-intelekt-ta-mashinne-navchannya/?gad_source=1&gclid=CjwKCAiAjKu6BhAMEiwAx4UsAhCnWAXZM4tzwEsy8aOH0lLes9acjsrYF15bHOapjHlFeP2b7o1nlhoCJZUQAvD_BwE
2. Майбутнє машинного навчання: індустрії та тренди. (2024). <https://wezom.com.ua/ua/blog/maybutnje-mashinnogo-navchannya-industriyi-ta-trendi>
3. Koriashkina L., Dziuba S. (2024). Математичні моделі та методи зонування і розміщення об'єктів в системах екстреної логістики. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-149-2023-09>

ВИКОРИСТАННЯ АВТОМАТИЗОВАНИХ ЗАСОБІВ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ ВРАХУВАННЯ ГЕТЕРОСКЕДАСТИЧНОСТІ ПІД ЧАС ДОСЛІДЖЕННЯ ЕКОНОМІЧНИХ СИСТЕМ В УМОВАХ ПІДВИЩЕНОГО РИЗИКУ

Бондаренко Олена, к.е.н., доцент кафедри загальноінженерних дисциплін та обладнання
Донецький національний університет економіки і торгівлі ім. Михайла Туган-Барановського
Кривий Ріг, Україна
ORCID ID 0000-0002-0387-3486
e-mail: bondarenko_oo@donnuet.edu.ua

Використання автоматизованих засобів для вирішення економічних задач стає все більш поширеним, особливо в умовах зростання обсягів даних та складності економічних моделей. Автоматизовані засоби дозволяють здійснювати швидку та точну обробку великих обсягів даних, проводити аналіз економічних систем та прогнозування їх розвитку. Проте, при дослідженні економічних систем в умовах підвищеного ризику, проблема врахування гетероскедастичності може стати досить серйозною.

Одним з основних припущень моделі класичної лінійної регресії є припущення про сталість дисперсії кожної випадкової величини u_i . Це явище називається гомоскедастичністю. Формалізовано це припущення записується у вигляді: $\text{const } \sigma^2(u_i) = M(u_i^2) - \mu^2 = \sigma^2$. (7.1) Якщо це припущення не задовольняється у якомусь окремому випадку, то має місце гетероскедастичність. Суть припущення гомоскедастичності полягає в тому, що варіація кожної u_i навколо її математичного сподівання залежить від значення x . Дисперсія кожної u_i зберігається сталою незалежно від малих чи великих значень факторів: u_i не є функцією x , тобто $\sigma^2(u_i) = \sigma^2$. Графічно випадок гомоскедастичності для простої лінійної регресії показано випадковою дисперсією u у межах сталої відстані навколо лінії регресії (рисунки 7.1 а). Якщо $\sigma^2(u)$ не є сталою, а її значення залежить від значення x , можемо записати $\sigma^2(u) = \sigma^2(x)$. У цьому випадку маємо справу з гетероскедастичністю.

Якщо дисперсія залишків змінюється для кожного спостереження або групи спостережень, тобто $\sigma^2(u) = \sigma^2(x)$, то це явище називається гетероскедастичністю. Гетероскедастичність полягає в тому, що дисперсія помилки моделі залежить від значень залежної змінної. Це означає, що стандартні методи оцінювання параметрів моделей, які не враховують гетероскедастичності, можуть бути неточними та призводити до неправильних висновків.

Якщо існує гетероскедастичність залишків, то це спричиняється до того, що оцінки параметрів моделі МНК будуть незміщеними, обґрунтованими, але не ефективними. При цьому формулу для стандартної помилки оцінки застосовувати не можна. Виявити наявність

гетероскедастичності можна як графічними, так і аналітичними методами. Аналітичним найпростішим методом є тест у х.

Регресійний аналіз є основним методом вирішення проблем регресії в машинному навчанні за допомогою моделювання даних. Метою регресійного аналізу є визначення залежності між вихідною змінною і безліччю зовнішніх факторів (регресорів).

В основу авторегресійних моделей закладено припущення про те, що значення процесу $Z(t)$ лінійно залежить від деякої кількості попередніх значень того ж процесу $Z(t-1), \dots, Z(t-p)$. В області аналізу часових рядів модель авторегресії (autoregressive, AR) і модель ковзного середнього (moving average, MA) є однією з найбільш використовуваних.

Авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю (autoregressive conditional heteroskedasticity, GARCH) була розроблена в 1986 році Тімом Петером Борреслевом і є моделлю залишків для моделі AR(p). На першому етапі для вихідного часового ряду визначається модель AR(p). Далі передбачається, що помилка моделі ε_t має дві складові $\varepsilon_t = \delta t \alpha + a_t$ (1.9) де δt - залежне від часу стандартне відхилення; a_t - випадкова величина, що має нормальний розподіл, середнє значення, рівне 0, і стандартне відхилення, яке дорівнює 1.

При цьому залежне від часу стандартне відхилення описується рівнянням $\delta t^2 = \beta_0 + \beta_0 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q}^2 + \gamma_1 \delta t_{t-1}^2 + \dots + \gamma_p \delta t_{t-p}^2$ (1.10) де $\beta_0, \dots, \beta_q, \gamma_1, \dots, \gamma_p$ - коефіцієнти. Рівняння (1.10) називається моделлю GARCH (p, q) і має два параметри: p характеризує порядок авторегресії квадратів залишків; q - кількість попередніх оцінок залишків. Найбільш часте застосування дана модель отримала в фінансовому секторі, де за допомогою неї моделюється волатильність. На сьогоднішній день існує ряд модифікацій моделі під назвами NGARCH, IGARCH, EGARCH, GARCH-M і інші.

Одним з новітніх методів для врахування гетероскедастичності є метод гетероскедастичності робастного оцінювання коваріаційної матриці. Цей метод дозволяє коректно оцінювати параметри моделі, враховуючи гетероскедастичність, та забезпечує більш точні результати при дослідженні економічних систем в умовах підвищеного ризику.

Крім того, для вирішення економічних задач та прогнозування їх розвитку, застосовуються різноманітні методи машинного навчання, такі як нейронні мережі, дерева рішень, ансамблеві методи та інші. Ці методи дозволяють швидко та точно аналізувати великі обсяги даних та робити точні прогнози, що є особливо важливим у сучасних умовах швидкого розвитку технологій та зростання обсягів даних. Крім того, існує багато бібліотек програмного забезпечення, які полегшують їх реалізацію.

Останнім часом такі моделі глибокого навчання, як згорткові та рекурентні нейронні мережі привернули багато уваги завдяки підвищенню ефективності вирішення складних проблем навчання та гнучкості та загальності для вирішення великої кількості проблем, включаючи прогнозування, класифікацію, обробку природних мов, рекомендації системи тощо.

Наприклад, нейронні мережі можуть використовуватись для аналізу великих обсягів даних та прогнозування показників економічної діяльності, таких як вартість акцій, курс валют, продуктивність підприємств та інші. Дерева рішень можуть допомогти у визначенні оптимальних стратегій розвитку бізнесу та прийнятті рішень щодо інвестування коштів. Ансамблеві методи можуть використовуватись для покращення точності прогнозів та зменшення ризику прийняття неправильних рішень.

Отже, використання автоматизованих засобів та новітніх методів для вирішення економічних задач дозволяє забезпечити більш точну та ефективну аналітику та прогнозування розвитку економічних систем, що є особливо важливим у сучасних умовах підвищеного ризику та складності економічних моделей.

Література:

1. <https://www.uzhnu.edu.ua/uk/infocentre/get/6742>
2. https://www.pdau.edu.ua/sites/default/files/node/3262/avtomatyzovanerobochemiscekonomista_0.pdf
3. <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=2694>
4. <https://ekmair.ukma.edu.ua/server/api/core/bitstreams/d21088ea-ecca-4754-8607-e489f948a12f/content>