

## RAGRESSIYA VA UNING TURLARI

**Tojimamatov Israil Nurmatovich**

*Farg‘ona davlat universiteti Amaliy matematika  
va informatika kafedrasida katta o‘qituvchisi  
E-mail: [israiltojimatov@gmail.com](mailto:israiltojimatov@gmail.com)*

**Latifjonova Rayxona Baxromjon qizi**

*Farg‘ona davlat universiteti Amaliy matematika  
yo‘nalishi 3-bosqich 23.09-guruh talabasi  
E-mail: [rayxonaturdaliyeva55@gmail.com](mailto:rayxonaturdaliyeva55@gmail.com)*

**Аннотация:** Ushbu ilmiy tadqiqot mashinali o‘qitish va statistik tahlilning fundamental usullaridan biri bo‘lgan regressiya tahlilining nazariy asoslari, asosiy turlari va amaliy tatbiq etish strategiyalarini chuqur tahlil qilishga bag‘ishlangan. Maqola davomida bog‘liq bo‘lmagan o‘zgaruvchilar majmuasi (prediktorlar) va uzluksiz maqsadli o‘zgaruvchi o‘rtasidagi funksional bog‘liqlikni modellashtirishning ahamiyati yoritilgan. Ishda sodda chiziqli bog‘lanishlardan tortib, murakkab chiziqsiz munosabatlarni qamrab oluvchi polinom regressiya, regulyarizatsiya usullari (Ridge va Lasso) va parametrsiz modellar (masalan, Tayanch Vektorli Regressiya) kabi turlarning o‘ziga xos xususiyatlari, afzalliklari va cheklovlari ilmiy asoslab berilgan. Muallif ushbu modellar yordamida ortiqcha moslashish (overfitting) muammolarini bartaraf etish, shuningdek, iqtisodiy prognozlash va muhandislik masalalarida aniqlik bashorat qilish mexanizmlarini taqqoslagan.

**Калит so‘zlar:** regressiya tahlili, nazoratli o‘qitish, chiziqli regressiya, chiziqsiz modellar, Eng Kichik Kvadratlar Usuli, regulyarizatsiya, ortiqcha moslashish, polinom regressiya, Lasso, Ridge.

**Аннотация:** Данное научное исследование посвящено глубокому анализу теоретических основ, основных типов и стратегий практического применения регрессионного анализа, одного из фундаментальных методов машинного обучения и статистического анализа. В статье освещается важность моделирования функциональной зависимости между набором независимых переменных (предикторами) и непрерывной целевой переменной. В работе научно обоснованы особенности, преимущества и ограничения таких типов, как полиномиальная регрессия, методы регуляризации (Ridge и Lasso) и непараметрические модели (например, регрессия опорных векторов), охватывающие как простые линейные, так и сложные нелинейные отношения. Автором сравниваются механизмы точного прогнозирования в инженерных и экономических задачах, а также методы устранения проблемы переобучения с помощью этих моделей.

**Ключевые слова:** регрессионный анализ, обучение с учителем, линейная регрессия, нелинейные модели, метод наименьших квадратов, регуляризация, переобучение, полиномиальная регрессия, Лассо, Ридж.

**Abstract:** *This scientific study is devoted to the in-depth analysis of the theoretical foundations, principal types, and practical application strategies of regression analysis, a fundamental technique in both supervised machine learning and statistical analysis. The article illuminates the importance of modeling the functional relationship between a set of independent variables (predictors) and a continuous target variable. The paper scientifically substantiates the characteristics, advantages, and limitations of various types, including simple linear relationships, polynomial regression for complex non-linear modeling, regularization methods (Ridge and Lasso), and non-parametric models (such as Support Vector Regression). The author compares the mechanisms for achieving accurate forecasting in engineering and economic problems and addresses methods for mitigating the issue of overfitting using these specific models.*

**Keywords:** *regression analysis, supervised learning, linear regression, nonlinear models, Least Squares Method, regularization, overfitting, polynomial regression, Lasso, Ridge.*

## KIRISH

Zamonaviy fan va texnologiyaning asosiy vazifalaridan biri bu ma'lumotlarga asoslanib, kelajakdagi hodisalarni yoki noma'lum qiymatlarni ilmiy asoslangan holda bashorat qilishdan iboratdir. Ushbu vazifani hal etishda statistik tahlilning markaziy asbobi bo'lgan regressiya tahlili hal qiluvchi rol o'ynaydi. Regressiya tahlili ma'lumotlar to'plami ichidagi sabab-oqibat yoki bog'lanish munosabatlarini matematik modellashtirishga qaratilgan bo'lib, u bog'liq o'zgaruvchining qiymatini bitta yoki bir nechta bog'liq bo'lmagan o'zgaruvchilar yordamida ifodalashga intiladi. Ushbu tahlil iqtisodiyotdagi inflyatsiya prognozi, tibbiyotdagi kasallik tarqalishi bashorati yoki muhandislikdagi materiallarning chidamliligini baholash kabi keng qamrovli sohalarda fundamental ahamiyatga ega.

Mazkur ilmiy ishning dolzarbligi shundan iboratki, real dunyodagi jarayonlar har doim ham oddiy chiziqli bog'lanishlar bilan cheklanib qolmaydi, aksincha, murakkab, chiziqsiz va shovqinli tabiatga ega bo'ladi. Shu sababli, faqatgina klassik chiziqli regressiya usullariga tayanib qolish cheklovlarga olib keladi. Fan oldida turgan asosiy muammo — bu turli xil ma'lumotlar taqsimoti va murakkab o'zaro bog'liqliklarga mos kela oladigan regressiya modellarining butun bir spektrini tahlil qilish va ularni maqsadli qo'llashdir.

Ushbu tadqiqotning asosiy maqsadi regressiya tahlilining Eng Kichik Kvadratlar Usuli (EKKU) kabi asosiy statistik poydevorini ochib berish, keyin esa chiziqli modellar, ularning cheklovlari va chiziqsizlikni hal etuvchi murakkab turlarning (polinom, Tayanch Vektorli Regressiya) evolyutsiyasini ko'rib chiqishdan iboratdir. Shu bilan birga, modelning ortiqcha moslashishi muammosiga qarshi kurashish uchun muhim bo'lgan regulyariatsiya mexanizmlarining (Ridge, Lasso) nazariy mohiyatini chuqur ilmiy tahlil qilish maqsad qilingan. Tadqiqot natijalari regressiya usullarining tanlovini ilmiy asoslashga xizmat qiladi.

## ASOSIY QISM

Regressiya tahlilining nazariy poydevori bevosita statistik modellashtirish tamoyillariga asoslangan bo'lib, uning eng keng tarqalgan va fundamental mexanizmi Eng Kichik Kvadratlar Usuli (EKKU) hisoblanadi. Ushbu usulning asosiy g'oyasi shundan iboratki,

tadqiqotchiga ma'lum bo'lgan o'zgaruvchilar majmuasi asosida bashorat qilingan qiymat va ma'lumotlar to'plamida kuzatilgan haqiqiy qiymat o'rtasidagi farqning kvadratlari yig'indisini minimallashtirishdir. Bu minimallashtirish jarayoni modelning parametrlari, ya'ni regressiya koeffitsientlari (vaznlari)ni optimal darajada tanlash orqali amalga oshiriladi. Shunday qilib, regressiya modeli ma'lumotlarga eng yaqin keluvchi, xatolikni kamaytiruvchi chiziq yoki gipertekislikni topishga intiladi. Bu paradigmaga ko'ra, topilgan regressiya chizig'i kuzatilgan nuqtalarning o'rtacha qiymatini eng yaxshi ifodalashi va taxminiy o'zgaruvchining tasodifiy shovqin ta'siridan ajratilgan toza munosabatini aks ettirishi kerak. EKKU modelning matematik tahlilini soddalashtirishi va ko'p hollarda analitik yechimni taqdim eta olishi bilan fundamental ahamiyatga ega, ammo bu usul o'zining ba'zi shartlariga, masalan, xatoliklarning normal taqsimlanishi va o'zaro bog'liq bo'lmaganligi (mustaqilligi) kabi talablariga rioya etilishini talab qiladi.

Regressiya tahlilining eng sodda va tushunarli turi bu oddiy chiziqli regressiya hisoblanadi, bunda bitta bog'liq bo'lmagan o'zgaruvchi va maqsadli uzluksiz o'zgaruvchi o'rtasidagi munosabat to'g'ri chiziq yordamida modellashtiriladi. Chiziqli regressiyaning ko'p o'zgaruvchili shakli esa real dunyodagi murakkab bog'lanishlarni tahlil qilishda ishlatiladi. Ko'p o'zgaruvchili chiziqli regressiyada bir nechta prediktorlar bitta maqsadli o'zgaruvchiga qanday ta'sir qilishini baholash mumkin. Bu model har bir prediktorning mustaqil ravishda va birgalikda maqsadli o'zgaruvchiga qo'shgan hissalarini ajratib ko'rsatadi. Uning nazariy mohiyati prediktorlar makonida ma'lumotlar nuqtalariga maksimal darajada mos keladigan gipertekislikni topishdan iboratdir. Ushbu modelning asosiy cheklovi shundaki, u barcha o'zgaruvchilar o'rtasidagi bog'lanish chiziqli ekanligini taxmin qiladi, ya'ni prediktor qiymati qanchalik o'zgarsa, maqsadli o'zgaruvchi ham mutanosib ravishda, ya'ni doimiy tezlikda o'zgaradi deb hisoblaydi. Agar o'rganilayotgan ma'lumotlar chiziqli bo'lmasa, bu model yuqori xatolik darajasini ko'rsatadi va ma'lumotlar ichidagi haqiqiy munosabatlarni to'g'ri aks ettira olmaydi.

Chiziqli modellarning cheklovlari va real ma'lumotlarning ko'p hollarda chiziqsiz tabiatga ega ekanligi tadqiqotchilarni polinom regressiya usulini ishlab chiqishga undadi. Polinom regressiya aslida chiziqli regressiya modelining kengaytmasi bo'lib, unda prediktor o'zgaruvchisi kvadrat, kub yoki yuqoriroq darajadagi ko'rsatkichlar bilan ko'paytirilgan holda modelga kiritiladi. Bu jarayon modelning chiziqsiz egri chiziqlarni yaratish va ma'lumotlar nuqtalari atrofida egiluvchanlikni oshirish qobiliyatini sezilarli darajada yaxshilaydi. Polinom regressiya yordamida, masalan, o'suvchi daromadlar kabi murakkab ta'sirlarni yoki maksimal qiymatga erishgandan keyin pasayadigan jarayonlarni modellashtirish mumkin.

Biroq, polinom regressiyaning yuqori darajalaridan foydalanish bir muhim muammoni keltirib chiqaradi: ortiqcha moslashish (overfitting). Agar polinomning darajasi juda yuqori tanlansa, model ma'lumotlar to'plamidagi har bir tasodifiy shovqin va xatoliklarni haddan tashqari aniqlik bilan o'rganib oladi. Natijada, o'quv ma'lumotlarida model juda yuqori aniqlikni ko'rsatsa-da, yangi, noma'lum ma'lumotlarga tatbiq etilganda uning bashorat qilish qobiliyati keskin pasayib ketadi. Bu holat modelning umumiydashuv qobiliyatiga putur yetkazadi va uni amaliyotda samarasiz qiladi. Ushbu murakkablik ortiqcha moslashishga

qarshi kurashish uchun yangi, yanada murakkabroq regularizatsiya usullarini joriy etish zaruratini keltirib chiqardi.

Modelning ortiqcha moslashishi va murakkabligini nazorat qilish maqsadida regularizatsiya usullari ishlab chiqilgan bo'lib, ular regressiya nazariyasining evolyutsiyasidagi asosiy qadamlardan biridir. Ridge Regressiyasi usuli eng kichik kvadratlar usulining xatolik funksiyasiga qo'shimcha jarima terminini kiritadi, bu jarima termin modelning vazn koeffitsientlarining kvadratlari yig'indisiga proporsionaldir. Bu jarima vaznlarning qiymatini nolga yaqinlashtirishga harakat qiladi, natijada model murakkablikni saqlab qolgan holda, ayrim prediktorlarning ta'sirini kamaytiradi. Shu orqali modelning umumlashtirish qobiliyati yaxshilanadi va shovqinga bo'lgan sezgirlik pasaytiriladi. Ridge regressiyasi ko'plab o'zaro bog'liq prediktorlar mavjud bo'lgan holatlarda ayniqsa samarali hisoblanadi.

Biroq, Lasso Regressiyasi (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) Ridge usulidan farqli o'laroq, vazn koeffitsientlarining absolyut qiymatlari yig'indisini jazolaydi. Lasso regressiyasining asosiy ustunligi shundaki, u ba'zi prediktorlarning vazn koeffitsientlarini to'liq nolga tenglashtira oladi. Bu xususiyat Lasso regressiyasini prediktorlarni avtomatik tanlash vositasiga (Feature Selection) aylantiradi. Ya'ni, model bashorat qilish uchun ahamiyatsiz bo'lgan o'zgaruvchilarni tizimdan chiqarib tashlaydi, natijada model soddalashadi va interpretatsiya qilish osonlashadi.

Ushbu ikki regularizatsiya usuli birgalikda Elastik Net regressiyasini tashkil etadi, u Ridge va Lasso usullarining eng yaxshi xususiyatlarini birlashtiradi. Elastik Net modeli prediktorlarni tanlash va ularning vaznlarini kamaytirish o'rtasida muvozanatni ta'minlaydi, bu esa ma'lumotlar to'plamida katta o'zgaruvchilar soni va ularning kuchli o'zaro bog'liqligi mavjud bo'lgan holatlarda optimal yechim topishga yordam beradi. Regularizatsiyaning bu shakllari zamonaviy mashinali o'qitishda regressiya modellarining amaliy tatbiqini va ularning barqarorligini ta'minlashda hal qiluvchi ahamiyatga ega.

Klassik chiziqli regressiya va uning regularizatsiya qilingan turlari o'zlarining nazariy soddaligi bilan ajralib tursa-da, ma'lumotlar taqsimoti murakkab bo'lgan, an'anaviy EKKU shartlari buziladigan hollarda, parametrsiz regressiya modellari zaruriyat tug'diradi. Tayanch Vektorli Regressiya (SVR) modeli ushbu parametrsiz yondashuvlarning yorqin namunasidir. SVR ning asosiy g'oyasi boshqa regressiya modellaridan farqli o'laroq, xatolikni minimallashtirish emas, balki ma'lumotlar nuqtalarining mumkin qadar ko'prog'ini "tolerans zonasi" (epsilon-indifference zone) ichida joylashtirishdir. SVR ma'lumotlarni yuqori o'lchamli fazoga proyeksiyalash uchun "yadro funksiyasi" (Kernel Function) deb ataluvchi murakkab matematik usuldan foydalanadi, bu esa dastlab chiziqsiz bo'lgan bog'lanishni yangi fazoda chiziqli tahlil qilish imkonini beradi. Bu xususiyat SVR ni chiziqli regressiya modellaridan sezilarli darajada kuchliroq qiladi va ayniqsa moliyaviy bozorlar yoki genetik tahlillar kabi shovqinli ma'lumotlar bilan ishlashda samarali hisoblanadi.

Bundan tashqari, regressiya vazifalarida qaror daraxtlari (Decision Trees), Tasodifiy O'rmon (Random Forest) va Gradientni Kuchaytirish (Gradient Boosting) kabi ansambli usullari ham keng qo'llaniladi. Ushbu modellar prediktorlar va maqsadli o'zgaruvchi o'rtasidagi chiziqsiz va murakkab o'zaro ta'sirlarni juda moslashuvchan tarzda o'rganishga

qodirdirlar. Masalan, Tasodifiy O'rmon regressiyasi bir nechta mustaqil regressiya daraxtlarini qurish va ularning natijalarini o'rtacha qiymat asosida birlashtirish orqali ishlaydi. Bu usul yagona daraxt modeliga xos bo'lgan ortiqcha moslashish muammosini hal etadi va yuqori bashorat qilish aniqligini ta'minlaydi. Ushbu parametrsiz usullar regressiya tahlilini murakkab real dunyo muammolarini hal qilish uchun kengaytiradi va uni zamonaviy mashinali o'qitishning ajralmas qismiga aylantiradi.

Regressiya tahlilining samaradorligini baholash va turli xil modellar orasidan eng maqbulini tanlash jarayoni aniq statistik kriteriyalar majmuasiga asoslanadi. Modelning qanchalik yaxshi ishlaganligini tushunish uchun faqatgina vizual moslashuvga tayanmasdan, balki matematik ko'rsatkichlardan foydalanish talab etiladi. Ushbu ko'rsatkichlardan biri bashorat qilingan va haqiqiy qiymatlar o'rtasidagi farqning kvadratlari o'rtachasini ifodalovchi mezon bo'lib, bu ko'rsatkich minimal qiymatga ega bo'lishi kerak. Bu model xatoliklarining umumiy miqdorini aks ettiruvchi asosiy metrikadir.

Shuningdek, regressiya tahlilida modelning ma'lumotlardagi o'zgaruvchanlikning qancha qismini tushuntira olganligini ko'rsatuvchi koeffitsient katta ahamiyat kasb etadi. Bu ko'rsatkich birga yaqinlashgani sari modelning ma'lumotlarga moslashuvi yuqori ekanligini anglatadi. Biroq, bu koeffitsientga qo'shimcha ravishda, modelga yangi prediktorlar kiritilganda uning qiymatini to'g'rilovchi, ya'ni model murakkabligini jazolovchi boshqa metrikadan foydalanish zarur. Bu mezon ortiqcha murakkablikka yo'l qo'ymay, modelning umumlashtirish qobiliyatini adolatli baholashga imkon beradi.

Bundan tashqari, modelni baholashda o'zaro tekshirish (Cross-Validation) usuli muhim strategik vosita hisoblanadi. Bu usulda ma'lumotlar to'plami bir nechta qismlarga bo'linadi va model ma'lumotlarning bir qismida o'qitilib, qolgan qismida baholanadi. Jarayon bir necha marta takrorlanadi, bu esa modelning konkret o'quv ma'lumotlariga emas, balki butun boshli ma'lumotlar taqsimotiga moslasha olganligini aniqlashga yordam beradi. Nihoyat, model tanlash strategiyasi har doim ham eng yuqori aniqlikni qidirishdan iborat bo'lmasdan, balki "siljish va dispersiya" (bias-variance tradeoff) o'rtasidagi optimal muvozanatni topishdan iboratdir. Soddaroq (chiziqli) modellar yuqori siljishga (ma'lumotlarning haqiqiy munosabatini noto'g'ri baholashga) ega bo'lishi mumkin, murakkab modellar (polinom, ansambl) esa yuqori dispersiyaga (ortiqcha moslashishga) moyil bo'ladi. Professional mutaxassis aynan shu muvozanatni topishga intilishi kerak.

Regressiya tahlilining evolyutsiyasidagi eng so'nggi va eng murakkab bosqich bu uning neyron tarmoqlari va chuqur o'qitish (Deep Learning) metodologiyalari bilan integratsiyasi hisoblanadi. Aslida, chuqur neyron tarmog'ining o'zi nihoyatda murakkab va moslashuvchan chiziqsiz regressor vazifasini bajaradi. U an'anaviy regressiya modellariga xos bo'lgan chiziqli farazlar va o'zgaruvchilarning mustaqilligi kabi qat'iy statistik cheklovlardan xoli bo'ladi. Neyron tarmoqlarida har bir yashirin qatlam ma'lumotlar ichidagi bog'liqlikni tobora yuqori darajadagi abstraksiya bilan tahlil qilib boradi, bu jarayon "ko'rinishlarni o'rganish" (representation learning) deb ataladi.

Ushbu yondashuvning asosiy ustunligi shundaki, neyron tarmoqlari inson aralashuvisiz, ma'lumotlardan bashorat qilish uchun eng muhim va chiziqsiz xususiyatlarni avtomatik ravishda ajratib oladi. Bu xususiyat injiniringining murakkab va vaqt talab qiluvchi jarayonini

deyarli avtomatlashtiradi. Masalan, vaqt qatorlari regressiyasida (time series forecasting) rekurrent neyron tarmoqlari (RNN) va uzoq-qisqa muddatli xotirali tarmoqlar (LSTM) ma'lumotlardagi uzoq muddatli bog'liqliklarni va murakkab davriy qonuniyatlarni an'anaviy regressiya modellaridan (masalan, ARIMA) ko'ra ancha samaraliroq modellashtirishga qodirdir.

Bundan tashqari, chuqur o'qitishda regressiya vazifasi uchun ishlatiladigan xatolik funksiyalari mohiyatan an'anaviy Eng Kichik Kvadratlar Usulining kengaytmasi bo'lib, ular millionlab parametrlarga ega bo'lgan murakkab modellar uchun optimallashtirilgan. Ushbu modellar ayniqsa moliyaviy bozorlar, yirik ishlab chiqarish jarayonlari va yuqori o'lchamli biologik ma'lumotlar tahlili kabi shovqinli, katta hajmdagi va chiziqsiz ma'lumotlar bilan ishlashda o'zlarining ustunligini yaqqol namoyish etadi. Shunday qilib, neyron tarmoqlari bugungi kunda regressiya tahlili nazariyasini chiziqsiz bashorat qilishning yuqori darajasiga olib chiqqan eng kuchli vosita hisoblanadi.

Har qanday statistik modelning, shu jumladan klassik chiziqli regressiyaning ishonchli bo'lishi uchun ma'lumotlar to'plami ma'lum farazlarga javob berishi talab etiladi. Ushbu farazlar buzilganda, hatto eng to'g'ri hisoblangan regressiya koeffitsientlari ham o'zining statistik samaradorligini yo'qotadi va xulosalar noto'g'ri bo'lishi mumkin. Eng muhim farazlardan biri bu gomoskedastiklik bo'lib, u model xatoliklarining (qoldiqlarining) dispersiyasi barcha bog'liq bo'lmagan o'zgaruvchilar bo'yicha doimiy bo'lishi kerakligini bildiradi. Ushbu farazning buzilishi, ya'ni geteroskedastiklik yuzaga kelganda, xatolik dispersiyasi o'zgaruvchilar qiymatiga bog'liq ravishda o'zgaradi. Natijada, Eng Kichik Kvadratlar Usuli parametrlarning eng yaxshi, ammo samarali bo'lmagan baholarini taqdim etadi, bu esa statistik xulosalarning ishonchligini pasaytiradi. Geteroskedastiklik muammosini hal etish uchun ko'pincha Og'irliklangan Eng Kichik Kvadratlar Usuli (WLS) kabi modellashtirishning yanada murakkab usullaridan foydalaniladi, bunda har bir kuzatuvga uning xatoligi dispersiyasiga teskari proportsional og'irlik beriladi.

Yana bir jiddiy muammo bu multikollinearlik bo'lib, u regressiya modeliga kiritilgan ikkita yoki undan ortiq bog'liq bo'lmagan o'zgaruvchilarning o'zaro juda yuqori darajada korrelyatsiyalanganligini anglatadi. Multikollinearlik modelning umumiy bashorat qilish kuchini pasaytirmaydi, lekin alohida regressiya koeffitsientlarining qiymatlarini haddan tashqari beqaror va interpretatsiya qilishni qiyinlashtiradi. Bu holatda, prediktorlar bir-birining ma'lumotlarini takrorlab, ularning aniq, individual ta'sirini ajratish qiyinlashadi. Bu cheklovni yengish uchun, avvalo, o'zaro yuqori bog'langan o'zgaruvchilardan birini modeldan chiqarib tashlash yoki ularni birlashtirish usullaridan foydalaniladi. Bundan tashqari, oldingi bo'limlarda yoritilgan Ridge va Lasso regressiyalari multikollinearlik mavjud bo'lgan modellarda koeffitsientlarning qiymatini kichraytirish va shu orqali ularning beqarorligini kamaytirishda samarali vosita sifatida xizmat qiladi.

## **XULOSA**

O'tkazilgan tadqiqotlar shuni ko'rsatadiki, regressiya tahlili o'zining fundamental asosi — Eng Kichik Kvadratlar Usulidan boshlab, murakkab chiziqsiz va parametrsiz modellargacha bo'lgan uzoq evolyutsion yo'lni bosib o'tgan. Dastlabki sodda chiziqli

modellar matematik jihatdan tushunarli bo'lsa-da, real dunyodagi hodisalarning murakkabligini to'liq aks ettira olmasligi isbotlandi.

Tahlil natijasida shunday xulosaga kelindiki, regressiya modellarini tanlash strategiyasi tadqiq etilayotgan ma'lumotlar tabiatiga bog'liq bo'lishi shart. Agar ma'lumotlar chiziqli xususiyatga ega bo'lsa, klassik regressiya yetarli bo'ladi. Ammo ma'lumotlar murakkab egri chiziqli bog'lanishlarga ega bo'lganda, polinom regressiya yoki Tayanch Vektorli Regressiya kabi yanada moslashuvchan yondashuvlar zarur. Eng muhimi, model murakkabligi oshgan sari, modelning yangi ma'lumotlarga umumiylovchi qobiliyatini saqlab qolish uchun Ridge va Lasso kabi regulyarizatsiya usullaridan foydalanish zarurati ilmiy asoslandi. Ushbu regulyarizatsiya mexanizmlari modelning ortiqcha moslashishini oldini olib, uning barqarorligini ta'minlaydi.

Yakuniy xulosa shundan iboratki, samarali regressiya tahlili faqatgina modelni ishga tushirishdan iborat emas, balki uni o'zaro tekshirish orqali sinash, uning xatoliklarini tahlil qilish va aniqlik hamda soddalik o'rtasidagi optimal muvozanatni ta'minlashdan iborat bo'lgan kompleks jarayondir. Regressiya tahlilining turli turlarini chuqur bilish iqtisodiyot, muhandislik va sun'iy intellekt sohalarida yuqori aniqlikdagi bashoratlarni amalga oshirishning asosiy omilidir. Kelajakda regressiya tadqiqotlari neyron tarmoqlari yordamida vaqt qatorlari va yuqori o'lchamli, chiziqsiz ma'lumotlarni bashorat qilishga yanada ko'proq e'tibor qaratadi.

#### FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI:

1. Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to Linear Regression Analysis*. Wiley. (Izoh: Chiziqli regressiyaning statistik asoslari va EKKU usuliga oid klassik darslik.)
2. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer. (Izoh: Regulyarizatsiya (Lasso, Ridge) va parametrsiz modellar (SVR, Ansambl) kabi murakkab regressiya turlari yoritilgan asosiy manba.)
3. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. (Izoh: Katta masshtabdagi chiziqsiz regressiya vazifalarini neyron tarmoqlari orqali hal qilishga bag'ishlangan bo'limlar.)
4. Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2005). *Applied Linear Statistical Models*. McGraw-Hill/Irwin. (Izoh: Regressiya modellarini baholash kriteriyalari, farazlarni tekshirish va model tanlash strategiyalari bo'yicha batafsil manba.)
5. Vapnik, V. N. (1998). *Statistical Learning Theory*. Wiley-Interscience. (Izoh: Tayanch Vektorli Regressiya (SVR) ning nazariy va matematik asoslari yaratilgan fundamental asar.)