



SUN'IY INTELLEKT VA MATEMATIK-STATISTIK MODELLAR INTEGRATSIYASI ASOSIDA YUQORI O'LCHAMLI MA'LUMOTLARNI TAHLIL QILISHNING KONSEPTUAL ASOSLARI

Xamdamova Fotima G'anijonovna

Toshkent Turizm va Ma'daniy meros texnikumi o'qituvchisi
<https://doi.org/10.5281/zenodo.21945574>

ARTICLE INFO

Qabul qilindi: 10-avgust 2026 yil
Ma'qullandi: 12-avgust 2026 yil
Nashr qilindi: 15-avgust 2026 yil

KEYWORDS

*sun'iy intellekt, yuqori o'lchamli
ma'lumotlar, matematik-
statistik modellashtirish,
statistik o'rganish, o'lchamni
kamaytirish, regularizatsiya,
statistik inferensiya, gibrid
modellashtirish.*

ABSTRACT

Maqolada yuqori o'lchamli ma'lumotlarni tahlil qilish sharoitida sun'iy intellekt va matematik-statistik modellarni integratsiyalashning nazariy hamda konseptual asoslari yoritiladi. Tadqiqotning dolzarbligi o'zgaruvchilar soni kuzatuvlar sonidan katta yoki unga yaqin bo'lgan ma'lumotlarda klassik statistik usullarning cheklanishi, hisoblash murakkabligi va ishonchli inferensiya muammolari bilan asoslanadi. Mavjud ilmiy yondashuvlar tahlili asosida o'lchamni kamaytirish, regularizatsiya, sparsity, statistik o'rganish va sun'iy intellekt algoritmlarining o'zaro to'ldiruvchi imkoniyatlari tizimlashtiriladi. Natijada AI modellarining moslashuvchanligi bilan statistik modellashtirishning interpretatsiya, noaniqlikni baholash va nazariy asoslanganlik afzalliklarini birlashtiruvchi konseptual integratsiya modeli taklif etiladi. Mazkur yondashuv yuqori o'lchamli ma'lumotlardan barqaror, izohlanadigan va ilmiy jihatdan asoslangan xulosalar olish uchun metodologik yo'nalish belgilaydi. Shuningdek, integratsiyaning afzalliklari, cheklovlari va istiqboldagi tadqiqot yo'nalishlari aniqlanadi.

KIRISH. Raqamli texnologiyalarning jadal rivojlanishi natijasida ilmiy, iqtisodiy, ijtimoiy va texnik jarayonlarda shakllanayotgan ma'lumotlarning nafaqat hajmi, balki o'lchamliligi ham keskin ortib bormoqda. Zamonaviy ma'lumotlar to'plamlarida kuzatuvlar soniga nisbatan o'zgaruvchilar sonining nihoyatda katta bo'lishi yuqori o'lchamli ma'lumotlar fenomenini yuzaga keltirmoqda. Bunday sharoitda an'anaviy statistik modellar uchun mavjud bo'lgan "kichik o'lcham — katta tanlanma" nisbatiga asoslangan nazariy farazlar o'z kuchini yo'qotishi mumkin. Xususan, parametrlar sonining ortishi modelning haddan tashqari murakkablashuvi, baholashning beqarorligi, multikollinearlik, ortiqcha moslashuv va hisoblash xarajatlarning oshishiga olib keladi. Yuqori o'lchamli statistik inferensiya bo'yicha tadqiqotlarda aynan o'lchamni kamaytirish, asimptotik yondashuvlar va random projection kabi usullar ushbu muammolarni hal qilishning muhim yo'nalishlari sifatida qaraladi.

Yuqori o'lchamli ma'lumotlarning yana bir muhim xususiyati shundaki, ularning tarkibidagi barcha o'zgaruvchilar yakuniy natijani tushuntirishda bir xil darajada ahamiyatli bo'lmasligi mumkin. Shu sababli o'zgaruvchilarni tanlash, sparsityni ta'minlash va regularizatsiya qilish zamonaviy statistik modellashtirishning fundamental vositalariga aylangan. Xususan, LASSO, Ridge va boshqa penalizatsiyalangan modellar parametrlar fazosini nazorat qilish, model murakkabligini kamaytirish hamda muhim belgilarni ajratib olish imkonini beradi. Ilmiy adabiyotlarda yuqori o'lchamli muammolar uchun regularizatsiyaning statistik va hisoblash jihatlari, jumladan guruhlangan va ierarxik sparsity, past rangli matritsalar hamda boshqa strukturalangan yechimlar alohida tadqiq etilgan.

Biroq yuqori o'lchamli ma'lumotlar bilan ishlash faqat statistik parametrlarni baholash masalasi bilan cheklanmaydi. Ma'lumotlar tarkibidagi yashirin bog'lanishlarni aniqlash, murakkab nochiziqli munosabatlarni modellashtirish va katta hajmdagi belgilar fazosidan mazmunli naqshlarni ajratib olish zarurati sun'iy intellekt usullarining qo'llanilishini kengaytirmoqda. Mashinali o'rganish va chuqur o'rganish algoritmlari yuqori o'lchamli muhitda murakkab funksional bog'lanishlarni aniqlashga imkon berishi bilan ajralib turadi. Shu bilan birga, faqat algoritmik bashoratga tayanish modelning interpretatsiyasi, noaniqlikni baholash va statistik xulosalarning ishonchiligi bilan bog'liq muammolarni to'liq bartaraf etmaydi. Zamonaviy tadqiqotlarda chuqur va statistik o'rganishni birlashtirish aynan algoritmik moslashuvchanlik hamda statistik inferensiya o'rtasidagi muvozanatni ta'minlash imkoniyati bilan izohlanmoqda.

Shu nuqtayi nazardan, sun'iy intellekt va matematik-statistik modellarni qarama-qarshi yondashuvlar sifatida emas, balki bir-birini metodologik jihatdan to'ldiruvchi vositalar sifatida ko'rib chiqish muhimdir. Sun'iy intellekt murakkab va nochiziqli munosabatlarni aniqlash, yuqori o'lchamli belgilar fazosida moslashuvchan modellashtirish hamda bashorat qilish imkoniyatlarini kengaytirsa, matematik-statistik yondashuvlar modelning nazariy asoslanganligi, parametrlar va noaniqlikni baholash, statistik inferensiya hamda natijalarning interpretatsiyasini ta'minlaydi. So'nggi ilmiy ishlarda ham ushbu ikki "madaniyat"ni birlashtirish yuqori o'lchamli strukturaviy ma'lumotlarni tushunish, bashorat va inferensiya imkoniyatlarini uyg'unlashtirish nuqtayi nazaridan muhim yo'nalish sifatida ko'rsatilmoqda.

ASOSIY QISM. Yuqori o'lchamli ma'lumotlarni tushunishning boshlang'ich nuqtasi kuzatuvlar soni va o'zgaruvchilar soni o'rtasidagi nisbatni hisobga olishdan iborat. An'anaviy statistik modellashtirishda odatda kuzatuvlar soni (n) o'zgaruvchilar soni (p) dan sezilarli darajada katta bo'lishi nazarda tutiladi. Yuqori o'lchamli holatda esa (p) ning (n) ga nisbati katta bo'lishi, ayrim hollarda esa ($p > n$) sharti yuzaga kelishi mumkin. Bunday vaziyatda parametrlarni bevosita baholashning identifikatsiyasi va statistik barqarorligi murakkablashadi. Ilmiy adabiyotlarda aynan "large p , small n " holati yuqori o'lchamli statistik o'rganishning asosiy muammolaridan biri sifatida qayd etiladi.

Yuqori o'lchamlilikning fundamental muammolaridan biri "o'lchamlilik la'nati" bilan bog'liq. O'zgaruvchilar sonining ko'payishi ma'lumotlar fazosining geometrik xususiyatlarini o'zgartirib, masofalar, zichliklar va taqsimotlarni baholashni murakkablashtiradi. Shu sababli yuqori o'lchamli ma'lumotlarni oddiy statistik vositalar yordamida qayta ishlash modelning haddan tashqari moslashishiga yoki interpretatsiya qilinishi qiyin bo'lgan natijalarga olib kelishi mumkin.

Bunday sharoitda o'lchamni kamaytirish muhim metodologik vosita sifatida namoyon bo'ladi. Uning asosiy vazifasi ma'lumot tarkibidagi muhim axborotni imkon qadar saqlagan holda yuqori o'lchamli fazoni nisbatan kichikroq reprezentatsiyaga aylantirishdir. Biroq o'lchamni kamaytirishning o'zi yetarli yechim emas: agar ma'lumotlarning muhim strukturasi noto'g'ri ajratilsa, keyingi statistik yoki AI modeli uchun axborot yo'qotilishi mumkin. Shuning uchun dimension reduction, variable selection va regularizatsiyani ma'lumotning maqsadi va strukturasi bilan uyg'unlashtirish talab etiladi. Yuqori o'lchamli klasterlash bo'yicha sharhlarda ham o'lchamni kamaytirish, regularizatsiya, parsimonious modeling, subspace clustering va variable selection bir-birini to'ldiruvchi strategiyalar sifatida ko'rsatiladi.

Matematik-statistik modellashtirishning asosiy afzalligi real jarayonni formal matematik tuzilma orqali ifodalash va mavjud ma'lumotlar asosida parametrlar, bog'lanishlar hamda noaniqliklarni baholash imkoniyatidir. Yuqori o'lchamli ma'lumotlarda esa klassik regressiya yoki kovariatsiya modellarini bevosita qo'llash parametrlar sonining keskin ortishi sababli muammoli bo'lishi mumkin. Shu sababli zamonaviy yuqori o'lchamli statistika regularizatsiya, shrinkage, sparsity, past rangli strukturalar va boshqa cheklovlardan foydalanib, modelning statistik barqarorligini ta'minlashga intiladi.

Regularizatsiyaning nazariy ahamiyati shundaki, u modelning moslashuvchanligini nazorat qilgan holda haddan tashqari murakkab parametrik tuzilmalarning oldini olishga xizmat qiladi. Umumiy ko'rinishda parametrlarni baholash masalasi quyidagicha ifodalanishi mumkin:

$$[\hat{\beta} = \arg\min_{\beta} \{L(\beta; X, y) + \lambda P(\beta)\},]$$

bu yerda $(L(\beta; X, y))$ — modelning yo'qotish funksiyasi, $(P(\beta))$ — parametrlarni cheklovchi penalizatsiya funksiyasi, (λ) esa modelning murakkabligi va ma'lumotlarga moslashuvchanligi o'rtasidagi muvozanatni belgilovchi regularizatsiya parametridir.

Mazkur yondashuv sun'iy intellekt modellarini statistik jihatdan asoslash uchun ham muhim. Chunki AI modeli qanchalik murakkab bo'lmasin, uning natijalarini ishonchli talqin qilish uchun modelning umumlashtirish qobiliyati, barqarorligi va noaniqlik xususiyatlari nazorat qilinishi zarur. Demak, matematik-statistik model AI algoritmining muqobili emas, balki uning ishonchligini oshiruvchi nazariy-metodologik tayanch sifatida qaralishi mumkin.

Sun'iy intellektning yuqori o'lchamli ma'lumotlar bilan ishlashdagi asosiy ustunligi murakkab, noxiziq va oldindan to'liq aniqlanmagan munosabatlarni ma'lumotlardan o'rganish imkoniyatidir. Mashinali o'rganish algoritmlari mavjud belgilar asosida tasniflash, regressiya, klasterlash va bashorat vazifalarini bajarishi mumkin. Chuqur o'rganish esa ko'p qatlamli reprezentatsiyalar orqali ma'lumotlarning yashirin xususiyatlarini avtomatik ajratishga imkon beradi.

Biroq AI modellarining yuqori moslashuvchanligi ularning asosiy metodologik cheklovini ham yuzaga chiqaradi. Murakkab model yuqori bashorat qobiliyatiga ega bo'lishi mumkin, biroq modelning nima sababdan muayyan natijaga kelganini tushuntirish qiyinlashadi. Bundan tashqari, statistik noaniqlikni to'g'ri baholash, tanlanma siljishi, modelning umumlashtirilishi va natijalarning reproduktivligi masalalari ham saqlanib qoladi. Chuqur o'rganishning statistik nazariyasi bo'yicha zamonaviy sharhlar ham approximation, training dynamics va generative modeling kabi yo'nalishlarda nazariy asoslarni chuqurlashtirish zarurligini ko'rsatadi.

Shu sababli AI imkoniyatlarini faqat "aniq bashorat qiluvchi algoritm" sifatida emas, balki statistik modellashtirish bilan birgalikda ishlaydigan analitik mexanizm sifatida ko'rish

maqsadga muvofiqdir. Ayniqsa yuqori o'lchamli ma'lumotlarda AI algoritmlari murakkab naqshlarni aniqlashga, statistik modellar esa ushbu naqshlarning barqarorligi va inferensial ahamiyatini baholashga xizmat qilishi mumkin.

Yuqoridagi nazariy mulohazalar ikki yondashuvning kuchli tomonlarini birlashtiruvchi integratsion model zarurligini ko'rsatadi. Bunday modelni shartli ravishda to'rt o'zaro bog'langan bosqich asosida tasavvur qilish mumkin.

Birinchi bosqich — ma'lumotlarni strukturaviy tayyorlash. Ushbu bosqichda ma'lumotlarning sifati, o'zgaruvchilar o'rtasidagi bog'liqlik, missing values, shovqin va redundant belgilar aniqlanadi.

Ikkinchi bosqich — statistik-matematik transformatsiya. Bu bosqichda o'lchamni kamaytirish, variable selection, regularizatsiya, sparsity yoki boshqa matematik-statistik vositalar orqali ma'lumotlarning muhim strukturasi ajratiladi.

Uchinchi bosqich — AI asosida o'rganish. Tayyorlangan ma'lumotlar asosida machine learning yoki deep learning algoritmlari murakkab bog'lanishlar, yashirin naqshlar va bashorat qiluvchi strukturani aniqlaydi.

To'rtinchi bosqich — statistik validatsiya va inferensiya. AI modeli tomonidan olingan natijalar statistik mezonlar, noaniqlik intervallari, barqarorlik, umumlashtirish va interpretatsiya nuqtayi nazaridan baholanadi.

Shunday qilib, integratsiya modeli "statistik model → AI" yoki "AI → statistik model" kabi bir yo'nalishli jarayon emas. Aksincha, u ****ma'lumotlarni statistik tayyorlash → AI orqali o'rganish → statistik validatsiya → qayta takomillashtirish**** tarzidagi iterativ sikl sifatida qaralishi lozim. Bunday yondashuv statistik rigor va algoritmik moslashuvchanlikni bir tizimda uyg'unlashtirish imkonini beradi. Deep va statistical learningni birlashtirishga bag'ishlangan zamonaviy tadqiqotlarda ham ushbu ikki yondashuvning o'zaro to'ldiruvchanligi alohida ta'kidlanadi.

AI va matematik-statistik modellar integratsiyasi, avvalo, yuqori o'lchamli ma'lumotlarning murakkabligini turli metodologik vositalar yordamida bosqichma-bosqich boshqarish imkonini beradi. Statistik yondashuv ma'lumotlar strukturasi va noaniqligini nazorat qilsa, AI algoritmlari murakkab funksional bog'lanishlarni aniqlash imkoniyatini kengaytiradi. Shu jihatdan integratsiya nafaqat bashorat aniqligini, balki modelning interpretatsiyasi va ilmiy asoslanganligini ham muvozanatlashtirishga xizmat qilishi mumkin.

Biroq bunday integratsiyani avtomatik ravishda optimal yechim sifatida qabul qilish ham metodologik jihatdan to'g'ri emas. Model murakkabligining ortishi hisoblash xarajatlarini oshirishi, natijalarni izohlashni qiyinlashtirishi va turli bosqichlarda yuzaga keladigan xatolarning bir-biriga uzatilishiga sabab bo'lishi mumkin. Shuningdek, ma'lumotlar sifati past bo'lsa, eng ilg'or AI modeli ham ishonchli ilmiy xulosa bera olmaydi. 2025-yildagi yuqori o'lchamli tensor ma'lumotlari bo'yicha sharhlarda ham bunday ma'lumotlarni samarali tahlil qilish statistik optimalik bilan bir qatorda hisoblash samaradorligi, optimizatsiya va sonli chiziqli algebra vositalarini birlashtirishni talab qilishi qayd etilgan.

Shu sababli integratsiyaning metodologik samaradorligi algoritmlar soni bilan emas, balki ****qaysi bosqichda qaysi modeldan nima maqsadda foydalanilayotgani**** bilan belgilanadi. Nazariy jihatdan eng maqbul yondashuv — AI modelining moslashuvchanligini statistik modelning nazorat, interpretatsiya va inferensiya imkoniyatlari bilan muvozanatlashtirishdir.

XULOSA. Yuqori o'lchamli ma'lumotlarning jadal ko'payishi ularni tahlil qilishning an'anaviy statistik paradigmalarini qayta ko'rib chiqishni talab qilmoqda. O'zgaruvchilar sonining kuzatuvlar soniga nisbatan ortishi parametrlarni baholash, modelning barqarorligi, o'lchamni boshqarish va statistik inferensiya bilan bog'liq murakkabliklarni kuchaytiradi. Shu sababli yuqori o'lchamli ma'lumotlarni tahlil qilishda o'lchamni kamaytirish, variable selection, sparsity va regularizatsiya kabi matematik-statistik mexanizmlarning nazariy ahamiyati saqlanib qolmoqda.

Nazariy tahlil shuni ko'rsatadiki, sun'iy intellekt va matematik-statistik modellarni bir-birining muqobili sifatida qarash ilmiy jihatdan yetarli emas. AI algoritmlarining asosiy kuchi yuqori o'lchamli muhitdagi murakkab va nochiziqli bog'lanishlarni aniqlash hamda moslashuvchan o'rganish imkoniyatida namoyon bo'lsa, matematik-statistik modellar ushbu jarayonni nazariy asoslash, noaniqlikni baholash, model barqarorligini nazorat qilish va natijalarni interpretatsiya qilish imkonini beradi. Shu jihatdan ularning integratsiyasi ikki metodologiyaning kuchli tomonlarini yagona analitik tizimga birlashtirish imkoniyatini yaratadi.

Maqolada asoslangan konseptual yondashuvga ko'ra, samarali integratsiya ma'lumotlarni dastlabki statistik tayyorlash, matematik-statistik transformatsiya, AI asosida o'rganish hamda statistik validatsiya va inferensiyaning o'zaro bog'langan siklini nazarda tutadi. Bunday tuzilma yuqori o'lchamli ma'lumotlardan faqat yuqori bashorat natijalarini olish emas, balki ****barqaror, izohlanadigan va ilmiy jihatdan asoslangan xulosalar chiqarish**** imkoniyatini kengaytiradi. Shuning uchun kelgusidagi tadqiqotlarda AI modellarining bashorat imkoniyatlarini statistik ishonchlilik, interpretatsiya, noaniqlikni kvantifikatsiya qilish va hisoblash samaradorligi bilan birgalikda baholash ustuvor yo'nalishlardan biri bo'lishi lozim.

Umuman olganda, yuqori o'lchamli ma'lumotlarni tahlil qilishning istiqbolli paradigmasi "AI yoki statistika" qarama-qarshiligiga emas, balki **AI va matematik-statistik modellar o'rtasidagi metodologik sinergiyaga** asoslanadi. Aynan shu sinergiya murakkab ma'lumotlar muhitida algoritmik moslashuvchanlikni statistik rigor bilan uyg'unlashtirib, kelajakdagi intellektual ma'lumotlar tahlili tizimlari uchun nazariy-metodologik asos yaratishi mumkin.

Foydalanilgan adabiyotlar:

1. **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. — 2nd ed. — New York: Springer, 2009. — 745 p.
2. **Hastie T., Tibshirani R., Wainwright M.** Statistical Learning with Sparsity: The Lasso and Generalizations. — Boca Raton: CRC Press, 2015. — 367 p.
3. **Bühlmann P., van de Geer S.** Statistics for High-Dimensional Data: Methods, Theory and Applications. — Berlin: Springer, 2011. — 558 p.
4. **Fan J., Li R.** Variable Selection via Nonconcave Penalized Likelihood and its Oracle Properties // Journal of the American Statistical Association. — 2001. — Vol. 96, No. 456. — P. 1348–1360.
5. **Tibshirani R.** Regression Shrinkage and Selection via the Lasso // Journal of the Royal Statistical Society: Series B. — 1996. — Vol. 58, No. 1. — P. 267–288.
6. **Donoho D.** High-Dimensional Data Analysis: The Curses and Blessings of Dimensionality // AMS Mathematical Challenges of the 21st Century. — 2000. — P. 1–32.
7. **Bühlmann P.** Statistical Significance in High-Dimensional Linear Models // Bernoulli. — 2013. — Vol. 19, No. 4. — P. 1212–1242.

8. **Nalsnick E., Smyth P., Tran D.** A Brief Tour of Deep Learning from a Statistical Perspective // Annual Review of Statistics and Its Application. — 2023. — Vol. 10. — P. 219–246. — DOI: 10.1146/annurev-statistics-032921-013738.
9. **Suh N., Cheng G.** A Survey on Statistical Theory of Deep Learning: Approximation, Training Dynamics, and Generative Models // Annual Review of Statistics and Its Application. — 2025. — Vol. 12. — P. 177–207. — DOI: 10.1146/annurev-statistics-040522-013920.
10. Qizi, Jalilova Dilshoda Ural, Jo'raboyeva Malika, Jumayeva Muhlis, and Jamolova Sevinch. "BOSHLANG 'ICH SINFLAR ELEKTRON TA'LIMDA MULTIMEDIANING O 'RNI." *Science and innovation* 3, no. Special Issue 22 (2024): 206-207.
11. Qizi, Jalilova Dilshoda Ural, Poyonova Qandiya, Abdimurodova Maftuna, and Nahalboyeva Iroda. "UCHINCHI RENESSANS SHAROITIDA PEDAGOGIK TA'LIM SOHASIDA RAQAMLI TEXNOLOGIYALAR." *Science and innovation* 3, no. Special Issue 18 (2024): 637-640.
12. **Wikle C.K., Zammit-Mangion A.** Statistical Deep Learning for Spatial and Spatiotemporal Data // Annual Review of Statistics and Its Application. — 2023. — Vol. 10. — P. 247–270. — DOI: 10.1146/annurev-statistics-033021-112628.
13. **Auddy A., Xia D., Yuan M.** Tensors in High-Dimensional Data Analysis: Methodological Opportunities and Theoretical Challenges // Annual Review of Statistics and Its Application. — 2025. — Vol. 12. — P. 527–551. — DOI: 10.1146/annurev-statistics-112723-034548.
14. **High-Dimensional Statistical Inference: Theoretical Development to Data Analytics** // Handbook of Statistics. — 2020. — Vol. 43. — P. 289–335. — DOI: 10.1016/bs.host.2020.02.003.

INNOVATIVE
ACADEMY