ИҚТИСОДИЙ ЖАРАЁНЛАРНИ ПРОГНОЗЛАШДА BIG DATA ТЕХНОЛОГИЯЛАРИНИНГ САМАРАДОРЛИГИ

Муаллиф:

Maqsetbaeva Sarbinaz

Қорақалпоқ давлат университети (ҚДУ),

"Иқтисодиётда ахборот технологиялари ва тизимлари"

ихтисослиги 1-курс магистранти.

Аннотация (ўзбек): Мақолада иқтисодий жараёнларни прогнозлашда Big Data технологияларининг амалий қиймати, аниқлик ва тезкорликни оширишдаги роли ҳамда моделлаштиришдаги методик ечимлар ёритилади. Маълумотлар сифатини бошқариш, вақт қаторлари бўйича кросс-валидация, ансамбль ёндашувлари ва таваккалчиликни баҳолаш мезонлари муҳокама қилинади. Хулосалар амалиётга татбиқ этувчи тавсиялар билан бойитилган.

Аннотация (рус): В статье раскрывается прикладная ценность технологий Big Data при прогнозировании экономических процессов, их вклад в повышение точности и оперативности, а также методические решения моделирования. Обсуждаются управление качеством данных, временная кросс-валидация, ансамблевые подходы и метрики рисков. Выводы подкреплены практикоориентированными рекомендациями.

Abstract (english): The paper examines the practical value of Big Data technologies in forecasting economic processes, their role in boosting accuracy and timeliness, and key modeling solutions. Data quality management, time-series cross-validation, ensemble approaches, and risk metrics are discussed. The conclusions offer implementation-oriented recommendations for policy and industry practitioners.

Калит сўзлар (ўзбек): Big Data, прогнозлаш, иқтисодий моделлаш, вақт қаторлари, аниқлик мезонлари, ансамбль моделлар.

Ключевые слова (рус): Big Data, прогнозирование, экономическое моделирование, временные ряды, метрики точности, ансамблевые модели.

Keywords (english): Big Data, forecasting, economic modeling, time series, accuracy metrics, ensemble models.

Кириш

Иқтисодий жараёнларни прогнозлашда Big Data технологиялари сўнгги ўн йилликда назария ва амалиёт чегараларини кенгайтирди: катта ҳажм, юқори тезлик ва турли форматдаги маълумотлардан фойдаланиш орқали моделлар динамик муҳитга тез мослаша олмоқда. Жаҳон тадқиқотчилари Big Data'ни янги ишлаб чиқарувчи омил сифатида талқин қилади, бу меҳнат, капитал ва билимлар қаторида қиймат яратишда ҳал қилувчи ўрин тутмоқда, чунки маълумотлардан фойдаланиш кенг бозор сегментларида самарадорликни оширади, баҳолашни аниқлаштиради ва инновацияларни тезлаштиради [2]. Бу қараш иқтисодий прогнозлашнинг мазмун-моҳиятига бевосита дахлдор: кўлам ва хилма-хиллик ортиши билан сигнал-шовқин нисбати яхшиланганда, агрегат кўрсеткчилар траекторияси мақсадли интервенциялар билан ошкороқ боғланади.

Big Data нафақат маълумотлар кўламини, балки методологияни ҳам ўзгартирди: сабабиятни излашдан корреляцион, ночизиқлилик ва контекстга боғлиқ намуналарни прагматик равишда фойдаланишга ўтиш юз бермоқда [1]. Mayer-Schönberger ва Cukier таъкидлаганидек, катта маълумотлар шароитида «такрорий ўлчашлар орқали яқинлашган аниқлик ва юқори қиймат»га эришиш мумкин, аммо бу жараён қоидаларсиз эмас: маълумотларнинг пайдо бўлиш манбаи, қолиплар ва хатоларни таниш муҳим [1]. Иқтисодий прогнозлашда бу дегани — маълумотлар етишмовчилиги туфайли соддалаштирилган гипотезаларга суяниш ўрнига, кенг қамровли характеристикалардан фойдаланиб, жамоавий тақсимот хусусиятларини яхшироқ баҳолашдир.

Моделлаштириш усуллари ва Аниқлик мезонлари

Вақт қаторлари билан ишлашда классик ARIMA/Box-Jenkins мактаби амалда қўлланишда давом этмоқда, чунки у стационарлик, қолдиқ автокорреляциясини назорат қилиш, параметрларнинг барқарорлигини текшириш каби қатъий қадамларни таклиф қилади [3]. Box ва ҳаммуаллифлар ёндашуви иккита сабоқ беради: биринчиси — модель спецификацияси маълумот табиатига мос келиши шарт; иккинчиси — валидаторлар (қолдиқ диагностикалари, прогностик хатолар профили) орқали фойдали моделни фақат аниқлик эмас, балки ишончлилик мезонлари бўйича ҳам текшириш лозим [3]. Бу сабоқлар Big Data шароитида ҳам кучда: катталашган белгилар фазоси моделни «ортиқча ўргатиш»га мойил қилади, шунинг учун вақт қаторлари бўйича кросс-валидация ва изчил бэктест стратегиялари зарур [4].

Гибрид ёндашувлар — классик иқтисодий назарияга асосланган моделлар ва машинали ўқитиш усулларини бирлаштириш — амалиётда ўзини оқламоқда. Масалан, ARIMA ёки структураланган талаб/таклиф моделлари асосида тренд-сезонлик компонентларини ажратиб олиб, қолган нолиней қолдиқни градиент бустинг ёки нейрон тармоқлар билан моделлаш мумкин. Hyndman ва Athanasopoulos таъкидлаганидек, прогнозлашда энг муҳими — «соддадан мураккабга оқилона кўтарилиш» ва ҳар бир қўшимча мураккабликнинг аниқликка қўшган маржинал фойдасини объектив мезонлар билан баҳолашдир [4]. Амалиётда бу MAPE, sMAPE, RMSE каби метрикалар ва горизонткесими бўйлаб таққослаш билан таъминланади; катта маълумотларда эса қўшимча равишда масштабчан кросс-валидация ва дрейфга бардош мезонлари қўлланади.

Маълумот сифати бошқарувисиз катта массивлар «катта хатолар»га айланиши мумкин. Айниқса, транзакциялар жазмалари, сенсорли оқимлар, веб-логлар каби манбаларда оқимли режимда келувчи маълумотларда пропорционаллик бузилишлари, кечикишлар ва дубляциялар тез-тез учрайди. Айвазяннинг амалий статистика бўйича ишланмаларида моделлаштиришдан олдин бирламчи қайта ишлаш, асбобий хатолар ва экстремумларни

фильтрлашнинг аҳамияти кўрсатилган; ушбу принцип Big Datага ҳам тўлиқ тааллуқли [5]. Шунинг учун ETL/ELT қувурлари, схема-он-рид ва метадата бошқаруви прогноз архитектурасининг ажралмас қисмига айланади; уларсиз ниҳоятда мураккаб ML моделлари ҳам беқарор натижа беради.

Самарадорликни баҳолаш ва Бизнес натижалар

Иқтисодий натижалар нуқтаи назаридан самарадорликни баҳолаш икки қатламдан иборат: техник ва бизнес. Техник қатламда прогноз аниқлиги, барқарорлиги, ҳисоблаш харажати ва инфратузилма самарадорлиги ўлчанади. Мисол учун, реал секторда логистика талабини прогнозлашда оқимли хусусиятлар (об-ҳаво, мавсумийлик, акциялар) қўшилганда sMAPE 8–12% дан 5–7% га камайиши кузатилиши мумкин; бунда горизонт вақт узунлашган сари RMSEнинг ўсишига чек қўйиш учун бир неча моделдан иборат ансамблни вазнлаштириш керак бўлади [4].

Бизнес қатламда эса инвентаризация айланмаси, ишлаб чиқаришдаги бекор туришлар, талабни қондириш даражаси ва логистик харажатлар каби KPIлар орқали қиймат ҳосил бўлади; McKinsey ҳисоб-китобларига кўра, маълумотларга таянган қарорлар маҳсулдорлик ва рақобатбардошликни кескин оширади, айрим тармоқларда қўшимча қиймат улушини икки рақамли фоизларга етказиши мумкин [2].

Алгоритм танлашда «бир модел ҳамма ҳолат учун эмас» қоидасига амал қилинади. Қисқа горизонтларда Gradient Boosting ёки Random Forest каби дарахт ансамбллари белгилар фазосининг локал паттернларини яхши ушлайди; узоқ горизонтларда эса компонентли ёндашув (ETS, Prophet, ARIMA) ва иерархик агрегат/дезагрегат прогнозлар устун келади [3; 4]. Назарий жиҳатдан асосланган иқтисодий чекловлар (масалан, бюджет тенгламалари, бозор ёндашуви) ни «Soft Constraint» (юмшоқ чекловлар) сифатида моделни ўргатиш жараёнига қўшиш моделнинг иқтисодий маънолилигини оширади. Mayer-Schönberger ва Cukier таъкидлаганидек, катта маълумотлар корреляциялардан қиймат олади, аммо контекст ва

«семантика»сиз талқин қийин; шу боис домен билими билан MLни интеграция қилиш ҳал қилувчи [1].

Хулоса

Архитектура нуқтаи назаридан оқимли (stream) ва омбор (batch) қайта ишлашни бирлаштирувчи ламбда/каппа схемалари прогнозни реал вақтга яқинлаштиради. Бу ерда функцияланган хусусиятлар дўкони (Feature Store) даврий қайта фойдаланиш ва мониторингни осонлаштиради, дрейф (Covariate/Label Shift) назорати учун PSI, K–S тестлари, ҳамда перформанс деградациясига жавоб қайтарувчи MLOps қоидалари жорий этилади [4]. Ниҳоят, хавфлар: репрезентативлик хатолари, илғор усуллар шаффофлигининг пастлиги ва норматив чекловлар мавжуд. Айвазян кўрсатганидек, ишонч интерваларини тўғри баҳолаш ва гуруҳлар бўйича стратификация қийматидир; бу Big Datada ҳам эквивалент муҳимдир [5].

Қисқача айтганда, Big Data технологиялари иқтисодий прогнозлашни тезкор, ҳолатга мос ва кўламли қарор қўллаб-қувватлаш тизимига айлантирди. Бироқ энг катта ютуқ — методик интизом билан амалий эҳтиёжни уйғунлаштиришда: маълумот сифати, қаторли кросс-валидация, гибрид моделлар, аниқлик ва қиймат мезонларини комплекс баҳолаш. McKinsey’нинг «янги ишлаб чиқарувчи омил» тезиси амалиётда ўз тасдиғини топмоқда [2], Box-Jenkins мактаби эса бизга тартиб-интизом ва текшириш маданиятини эслатиб туради [3]; Hyndman-Athanasopouloснинг прагматик йўли эса мураккабликни фойда билан ўлчашни талаб этади [4]. Шундагина катта маълумотлардан катта натижалар олиш мумкин бўлади.

Адабиётлар рўйхати

1. Mayer-Schönberger V., Cukier K. Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think. London: John Murray, 2013. 256 p.
2. Manyika J., Chui M., Brown B., Bughin J., Dobbs R., Roxburgh C., Byers A. H. Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity.

McKinsey Global Institute, 2011. 156 p. Elektron resurs. URL: https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/big-data-the-next-frontier-for-innovation (murojaat санаси: 12.05.2026).

3. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2015. 712 p.
4. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2021. Elektron resurs. URL: https://otexts.com/fpp3/ (murojaat санаси: 14.05.2026).
5. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика: основы моделирования и первичная обработка данных. Москва: ЮНИТИ-ДАНА, 1998. 1022 с.