VAQT QATORLARI MASALALARIDA PROPHET MODELI

Maxarov Qodirbek Tolkunovich
Toshkent Kimyo xalqaro universiteti, Toshkent, O‘zbekiston, PhD, dotsent v.b.
E-mail: maxarov.qodirbek@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu maqola vaqt qatorlari tahlili hamda bashorat qilish masalasi ko‘rib o‘tilgan. Vaqt qatorlari tahlili vaqt bo‘yicha ketma-ket o‘lchangan ma’lumotlarning ichki tuzilmasini, trend va mavsumiylik kabi qonuniyatlarni aniqlashga xizmat qiladi. Bunday tahlil kelajak qiymatlarni ishonchli bashorat qilish, risklarni baholash va strategik qarorlar qabul qilishda muhim ahamiyatga ega. So‘nggi yillarda statistik va chuqur o‘rgatish modellari birgalikda qo‘llanilib, bashoratlash aniqligi sezilarli oshmoqda. Ushbu maqolada asosiy e’tibor esa Facebook tomonidan ishlab chiqilgan Prophet modelining tarkibiy elementlari, trend va mavsumiylikni ajratish mexanizmi hamda amaliy qo‘llanishiga qaratilgan. Tadqiqotda Microsoft aksiyalari narxlari tanlanmasi asosida vaqt qatorlari tahlili olib borilib, Prophet yordamida istiqboldagi narxlar bashorati amalga oshirilgan. Natijalarda modelning barqarorlik, mavsumiylikni aniqlash va real ma’lumotlarga moslashuvchanlik bo‘yicha samaradorligi baholangan. Maqola vaqt qatorlari bilan ishlovchi tadqiqotchilar va amaliyotchi mutaxassislar uchun Prophet modelining afzalliklarini amaliy misollar orqali ko‘rsatib beradi.

Kalit so‘zlar: vaqt qatorlari, mashinali o‘rgatish, Prophet, mavsumiylik, bashorat.

Abstract: This article examines the problem of time series analysis and forecasting. Time series analysis helps identify the internal structure of sequentially measured data, revealing patterns such as trends and seasonality. Such analysis is essential for reliable forecasting, risk assessment, and strategic decision-making. In recent years, the combined use of statistical and deep learning models has significantly improved forecasting accuracy. The main focus of this article is the Prophet model developed by Facebook, including its structural components, mechanisms for separating trend and seasonality, and practical applications. The study conducts time series analysis based on Microsoft stock price data and performs future value forecasting using Prophet. The results evaluate the model’s effectiveness in stability, seasonality detection, and adaptability to real data. The article demonstrates, through practical examples, the advantages of the Prophet model for researchers and practitioners working with time series.

Keywords: time series, machine learning, Prophet, seasonality, forecast.

Аннотация: В данной статье рассматриваются задачи анализа и прогнозирования временных рядов. Анализ временных рядов позволяет выявить внутреннюю структуру последовательно измеренных данных, определить тенденции, сезонность и другие закономерности. Такой анализ имеет важное значение для надёжного прогнозирования, оценки рисков и

ISSN 3030-3907

принятия стратегических решений. В последние годы совместное применение статистических моделей и методов глубокого обучения значительно повысило точность прогнозов. Основное внимание в статье уделено модели Prophet, разработанной компанией Facebook, её структуре, механизмам выделения тренда и сезонности, а также практическому применению. В исследовании проведён анализ временного ряда на основе данных о ценах акций Microsoft и выполнено прогнозирование будущих значений с использованием Prophet. В результате оценена эффективность модели с точки зрения устойчивости, выявления сезонности и адаптации к реальным данным. Статья на практических примерах демонстрирует преимущества модели Prophet для исследователей и специалистов, работающих с временными рядами.

Ключевые слова: временные ряды, машинное обучение, Prophet, сезонность, прогнозирование.

Kirish.

So‘nggi yillarda ma’lumotlar tahlili va bashoratlash texnologiyalari ilmiy tadqiqotlar hamda amaliy sohalarda muhim o‘rin egallamoqda. Turli jarayonlar, masalan, iqlim o‘zgarishlari, aholining o‘sishi, iqtisodiy ko‘rsatkichlar yoki internetdagi faoliyat, bularning barchasi vaqt davomida o‘zgarib boruvchi hodisalar sifatida ifodalanadi. Shunday ma’lumotlarni o‘rganish uchun vaqt o‘lchovi asosiy omil hisoblanadi. Shu sababli, vaqt qatorlari tahlili (time series analysis) bugungi kunda statistik tahlil va sun’iy intellekt sohalarining muhim yo‘nalishiga aylanmoqda. Ushbu tahlil jarayonlar dinamikasini chuqurroq tushunish, trend va mavsumiylikni aniqlash, shuningdek, kelajakdagi o‘zgarishlarni oldindan baholash imkonini beradi. Zamonaviy kompyuter algoritmlari yordamida vaqt qatorlarini tahlil qilish nafaqat ilmiy, balki amaliy qarorlar qabul qilishda ham keng qo‘llanilmoqda. Shu jihatdan, vaqt qatorlarini o‘rganish iqtisodiyotdan tortib sog‘liqni saqlashgacha bo‘lgan ko‘plab sohalarda dolzarb masala sanaladi [1].

Vaqt qatorlari tahlili – bu ma’lumotlarning vaqt bo‘yicha o‘zgarishini matematik va statistik jihatdan o‘rganishga qaratilgan yondashuvdir. U orqali ma’lumot tarkibidagi asosiy komponentlar bo‘lgan trend (uzoq muddatli yo‘nalish), mavsumiylik (davriy o‘zgarishlar) va tasodifiylik (noaniqlik) komponentlari ajratib olinadi. Shu yo‘l bilan jarayonning o‘tgan davrlaridagi xatti-harakatlari tahlil qilinib, kelgusidagi holati haqida bashoratlar tuziladi. Bunday tahlil turli sohalarda, jumladan, aksiyalar bozori, energiya iste’moli, transport oqimlari, iqlim monitoringi kabi sohalarda keng qo‘llanadi. Ayniqsa, aksiyalar narxi kabi tez o‘zgaruvchi ma’lumotlarni tahlil qilishda sun’iy intellekt va mashinali o‘rgatishga asoslangan vaqt qatori modellari yuqori aniqlik va

ISSN 3030-3907

tushuntirish imkoniyatini beradi [2]. Shu sababli, ushbu yondashuv zamonaviy ma’lumotlar tahlilining eng samarali vositalaridan biri sifatida qaraladi.

Aksiyalar narxini bashorat qilish masalasi o‘zining murakkab tabiati bilan ajralib turadi. Bozor o‘zgaruvchanligi, global siyosiy jarayonlar, kompaniya ichki ko‘rsatkichlari va investorlarning kayfiyati kabi omillar aksiyalar qiymatiga kuchli ta’sir ko‘rsatadi. Shuning uchun oddiy chiziqli regressiya yoki klassik statistik modellar ko‘p hollarda bunday jarayonlarni to‘liq ifodalay olmaydi [3]. Shu nuqtai nazardan, Prophet modeli kabi moslashuvchan vaqt qatorlari algoritmlari dolzarb ahamiyatga ega bo‘lib chiqmoqda [4]. Ular ma’lumotdagi trend va mavsumiy o‘zgarishlarni avtomatik aniqlay oladi hamda aniqlik darajasini oshiradi. Natijada, investorlar qarorlarini faktlarga asoslangan holda qabul qilish imkoniga ega bo‘ladilar.

Facebook (Meta) kompaniyasi tomonidan ishlab chiqilgan Prophet modeli o‘zining sodda, lekin kuchli mexanizmlari bilan mashhurdir [5]. Modelning asosiy afzalligi shundaki, u vaqt qatorlarini uchta asosiy komponentga – trend, mavsumiylik va g‘ayrioddiy (anomal) o‘zgarishlarga ajratadi. Prophet modelining yana bir kuchli tomoni shundaki, u o‘zgarish nuqtalarini (changepoints) avtomatik aniqlay oladi. Bu xususiyat, ayniqsa, aksiyalar narxidagi keskin ko‘tarilish yoki pasayishlarni tahlil qilishda foydalidir. Model o‘z tuzilishida chiziqli va logarifmik trend variantlarini qo‘llaydi, bu esa uni turli turdagi ma’lumotlarga moslashtiradi.

Vaqt qatori tahlilida eng keng qo‘llaniladigan klassik usullardan biri – ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) modeli hisoblanadi [6]. ARIMA modelining asosiy g‘oyasi vaqt qatorini stasionar holga keltirish va o‘zgarishlarni regressiya orqali bashorat qilish bilan bog‘liq. Model uchta komponentdan iborat: AR – autoregressive, ya’ni o‘tgan qiymatlar bilan bog‘lanish; I – integrated, ya’ni stasionarlik uchun farqlarni olish; MA – moving average, ya’ni oldingi xatolarning ta’sirini hisobga olish. ARIMA modeli yordamida qisqa va o‘rta muddatli bashoratlar tuzish mumkin. Biroq, u mavsumiy o‘zgarishlarni alohida ko‘rsatmaydi, shuning uchun SARIMA kabi kengaytirilgan ko‘rinishlari ishlatiladi [7]. SARIMA (Seasonal ARIMA) mavsumiy komponentni ham hisobga oladi. Klassik statistik modellarda parametrlarni tanlash va ma’lumotni stasionar qilish ko‘p hollarda tajribaga bog‘liq. Shu bilan birga, ARIMA modellarini interpretatsiya qilish nisbatan oson va tushunarli. Ular moliya, energiya, transport va iqtisodiyot sohalarida samarali qo‘llanadi. Model qanchalik murakkab bo‘lmasin, kichik hajmdagi ma’lumotlar bilan yaxshi ishlaydi. Shu sababli, ko‘plab tadqiqotchilar ARIMA va uning variantlaridan boshlang‘ich tahlil vositasi sifatida foydalanadi. ARIMA qisqa muddatli bashoratlarda aniq natija beradi, lekin uzoq muddatli bashoratlarda noaniqlik oshadi. Shu bilan birga, u

ISSN 3030-3907

o‘zgarish nuqtalarini avtomatik aniqlay olmaydi. Model faqat statistik bog‘liqlikka asoslanadi, tashqi faktorlarni kiritish uchun eksogen regressiyalar qo‘llaniladi.

So‘nggi yillarda vaqt qatorlarini bashoratlashda mashinali o‘rgatish, chuqur o‘rgatish usullari ham keng qo‘llanilmoqda [8]. Misol uchun, LSTM (Long Short-Term Memory) tarmog‘i vaqt bo‘yicha bog‘liqliklarni uzoq muddat saqlash imkonini beradi. LSTM neyron tarmoqlari trend va mavsumiylikni avtomatik aniqlay oladi. Shuningdek, Random Forest, Gradient Boosting va XGBoost kabi ansambl metodlari ham vaqt qatorlarini bashoratlashda qo‘llaniladi [9]. Mashinali o‘rgatish va chuqur o‘rgatish usullari ko‘p parametrli va katta hajmdagi ma’lumotlar bilan ishlashga moslashgan. Bu usullar noaniq va shovqinli ma’lumotlarda samarali natija beradi. Shu bilan birga, mashinali o‘rgatish modellarini odatda interpretatsiya qilish qiyin bo‘ladi. Modelning qanday qaror qabul qilgani foydalanuvchi uchun ochiq bo‘lmaydi. Mashinali o‘rgatish metodlari tezkor bashoratlar uchun qulaydir, ammo juda ko‘p resurs talab qiladi. Ular odatda parallel hisoblash va grafik protsessorlar bilan ishlashni talab qiladi. Shu sababli, kichik hajmdagi tadqiqotlarda klassik modellardan foydalanish ma’qul. Mashinali o‘rgatish usullari tashqi faktorlarni ham modellashtirish imkonini beradi. Biroq, ortiqcha moslashuv (overfitting) xavfi doimo mavjud. Modelni baholash va optimallashtirish uchun validatsiya va test to‘plamlari alohida ajratiladi. Mashinali o‘rgatish modellari bashorat aniqligini oshiradi, lekin interpretatsiya va tushuntirish qiyin. Shu bilan birga, ular Prophet kabi maxsus trend va o‘zgarish nuqtalarini aniqlash funksiyalariga ega emas.

Prophet modeli klassik statistika va mashinali o‘rgatish modellari bilan solishtirganda bir qator afzallik va kamchiliklarga ega. Avvalo, Prophet trend, mavsumiylik va g‘ayrioddiy o‘zgarishlarni avtomatik ajratadi. Shu bilan birga, u o‘zgarish nuqtalarini aniqlash orqali keskin trend o‘zgarishlarini ko‘rsatadi. ARIMA va LSTM modellaridan farqli ravishda, Prophet parametrlarni tanlashni soddalashtiradi va interpretatsiyasi qulay. Prophet qisqa va o‘rta muddatli bashoratlar uchun samarali, lekin juda qisqa tarixiy ma’lumotlarda noaniqlik ko‘proq bo‘lishi mumkin. Mashinali o‘rgatish va chuqur o‘rgatish usullariga nisbatan resurs talab qilmaydi va tezkor natija beradi. Shu bilan birga, Prophet tashqi regressiyalarni qo‘llab-quvvatlaydi, lekin LSTM kabi ko‘p o‘zgaruvchan bog‘liqliklarni chuqur o‘rganolmaydi. Prophet modelini qo‘llab turli sohalarda tadqiqot ishlari olib borilgan. Masalan, energiya, elektr iste’moli bashoratlari [10, 11], aksiya narxlari bashorati va boshqalar [12,13,14]. Keltirilgan tadqiqot ishlarida tashqi regressorlar bilan birga bashorat qilish [12], natijalarni boshqa usullar bilan taqqoslash [10, 13] yoki bir nechta usullarni birlashtirib gibrid usullar asosida natijalar olish [11, 14] kabi masalalar ko‘rilgan.

ISSN 3030-3907

Mazkur maqolada Prophet modeli yordamida aksiyalar narxining vaqt bo‘yicha o‘zgarishini tahlil qilish va trend o‘zgarish nuqtalarini aniqlash masalasi ko‘rilgan. Natijada model aksiyalarning tarixiy ma’lumotlari asosida kelajakdagi o‘zgarishlarni bashorat qiladi. Bundan tashqari, olingan natijalar yordamida bozor harakatining barqarorlik darajasi, mavsumiy ta’sirlar va kutilmagan o‘zgarishlar aniqlanadi. Tadqiqot natijalari investitsion qarorlarni qo‘llab-quvvatlashda va risklarni tahlil qilishda amaliy ahamiyat kasb etadi. Shu bois, bu ish nafaqat ilmiy, balki iqtisodiy amaliyot uchun ham foydali natijalarga ega bo‘ladi.

Metod. Prophet Facebook tomonidan ishlab chiqilgan model bo‘lib, trend va mavsumiylikni ajratishda qulaylik beradi. Ushbu model quyidagi formula orqali ifodalanadi:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t$$

Bu yerda, g(t) – trend komponenti, s(t) – mavsumiylikni sinus va kosinus funksiyalari yordamida ifodalovchi komponent, h(t) – bayram va maxsus voqealar ta’siri, ε_t – tasodifiy xato. Prophet modeli ikki xildagi trendni qo‘llab quvvatlaydi: chiziqli va logistik. Chiziqli trend komponenti bir nechta mumkin bo‘lgan o‘zgarish nuqtalarini o‘z ichiga olgan segmentli chiziqli funksiya sifatida ifodalanadi. Oddiy, bitta segmentli chiziqli trend esa y=mx+b ko‘rinishida ifodalanadi. Biroq, keskin o‘zgarishlarni hisobga olish uchun modelga o‘sish tezligi moslashishi mumkin bo‘lgan bir qator o‘zgarish nuqtalari kiritilgan. To‘liq o‘zgarish nuqtalarini o‘z ichiga olgan segmentli chiziqli trend funksiyasi quyidagicha ifodalanadi:

$$g(t) = (k + a(t)^{\mathrm{T}}\delta)t + (m + a(t)^{\mathrm{T}}\gamma)$$

Standart holatda, Prophet segmentli chiziqli modeldan foydalanadi, lekin modelni aniqlab berish orqali bu o‘zgartirilishi mumkin. Modelni tanlash nozik masala bo‘lib, tanlanma hajmi, o‘sish sur’ati, biznes modeli va boshqa omillarga bog‘liq. Agar bashorat qilinadigan ma’lumotlar to‘yingan va nochiziqli xususiyatga ega bo‘lsa (ya’ni, ma’lumot nochiziqli o‘sadi va to‘yinganlik nuqtasiga yetgach, deyarli o‘sish yoki kamayish ko‘rsatmaydi, faqat mavsumiy o‘zgarishlarni aks ettiradi), unda logistik o‘sish modeli eng yaxshi variant hisoblanadi. Shu bilan birga, agar ma’lumot chiziqli xususiyatga ega bo‘lsa va o‘tgan davrda o‘sish yoki kamayish tendensiyasi mavjud bo‘lgan bo‘lsa, unda segmentli chiziqli model yaxshiroq tanlov hisoblanadi. Logistik o‘sish modeli quyidagi statistik formula orqali moslanadi:

$$g(t) = \frac{C}{1 + e^{-k(t-m)}}$$

Bu yerda, C – maksimal sig‘im, k – o‘sish tezligi, m – o‘sish markazi. Mavsumiylik komponenti vaqt qatorida yuzaga keladigan mavsumiy sikllarni modellashtirishda ishlatiladi. Mavsum yillikdan kunlikgacha o‘zgarishi mumkin va

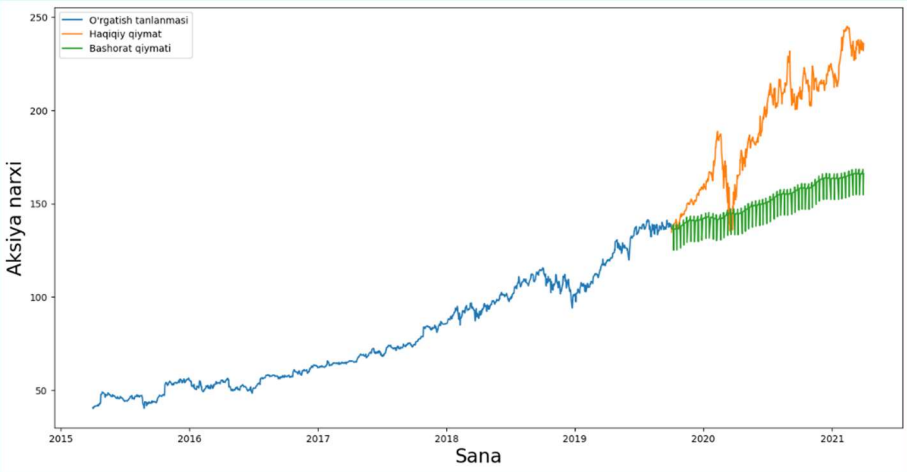
ISSN 3030-3907

ularning barchasi bir xil tarzda boshqariladi, chunki barchasi uzluksiz qaytariluvchi funksiyalar hisoblanadi. Vaqt qatorlari bilan bog‘liq masalalarda bir nechta mavsumiyliklar bo‘lishi mumkin. Masalan, 5 kunlik ish haftasi vaqt qatorida haftalik takrorlanishlar orqali, maktab ta’tillari esa yillik takrorlanishlar orqali modellashtirilishi mumkin. Mavsumiylik komponenti Furye qatori yordamida ifodalanadi:

$$s(t) = \sum_{n=1}^{N} \left[a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) \right]$$

Bu yerda, P – davr (yil, hafta, kun), N – Furye tartibi (komponentlari soni), a_n, b_n – o‘rganiladigan parametrlar.

Tadqiqot eksperimenti uchun Microsoft aksiyalari narxini bashorat qilish tanlanmasi olindi. Tanlanmada 04.01.2015 dan 04.01.2021 gacha bo‘lgan vaqt oralig‘ida Microsoft aksiyalari haqidagi ma’lumotlar mavjud. Tanlanmaning 75 foizi o‘rgatish uchun, 25 foizi esa tekshirish uchun ajratildi. Hisoblash eksperimentlari uchun Python dasturlash tili va undagi prophet kutubxonasidan foydalanildi. Bashorat natijalari 1-rasmda, trend natijalari 2-rasmda va o‘zgarish nuqtalari 3-rasmda keltirilgan. Aksariyat hollarda Microsoft kabi barqaror texnologik kompaniyalarning aksiyalari uzoq muddatli o‘sish trendiga ega, shu sabab Prophet bashorati ham sekin-asta yuqoriga qarab siljib borishini ko‘rish mumkin (1-rasm). Bashorat natijalari haqiqiy qiymatlar bilan taqqoslanganda RMSE (Root Mean Square Error) nisbatan kichik chiqdi (47.192), chunki aksiyalarining tebranishlari haddan tashqari keskin emas. Prophet modeli qisqa muddatli tebranishlarni to‘liq ushlamasligi mumkin, lekin umumiy yo‘nalishni yaxshi qayd etadi.

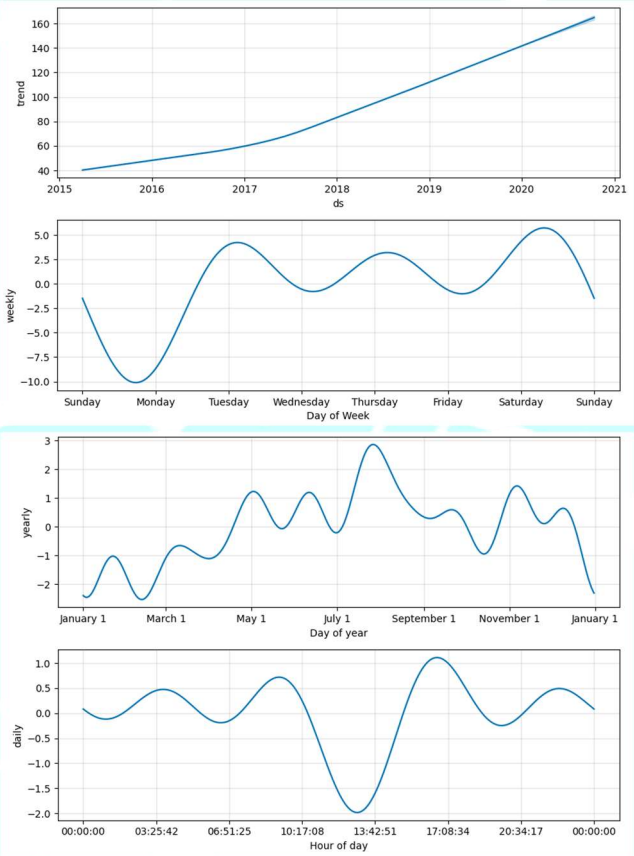


1-rasm. Bashorat natijalari.

Trend komponenti Microsoft aksiyalarining uzoq muddatli harakatini ko‘rsatadi. Prophet odatda segmentli chiziqli trenddan foydalanib, vaqt o‘tishi bilan aksiyalarning umumiy ko‘tarilishini aniqladi (2-rasm). Trend grafikida aksiyalar narxi yillar davomida asta-sekin yuqoriga ko‘tarilayotganini ko‘rish mumkin, ba’zi

ISSN 3030-3907

joylarda pasayishlar bo‘lsa ham, umumiy chiziq ijobiy yo‘nalishga ega. Model tomonidan aniqlangan trend silliqlashtirilgan bo‘lib, kunlik tebranishlarni e’tiborga olmaydi, bu investitsion qarorlar uchun foydali bo‘lgan asosiy o‘sish yo‘nalishini ko‘rsatadi.



2-rasm. Trend natijalari.

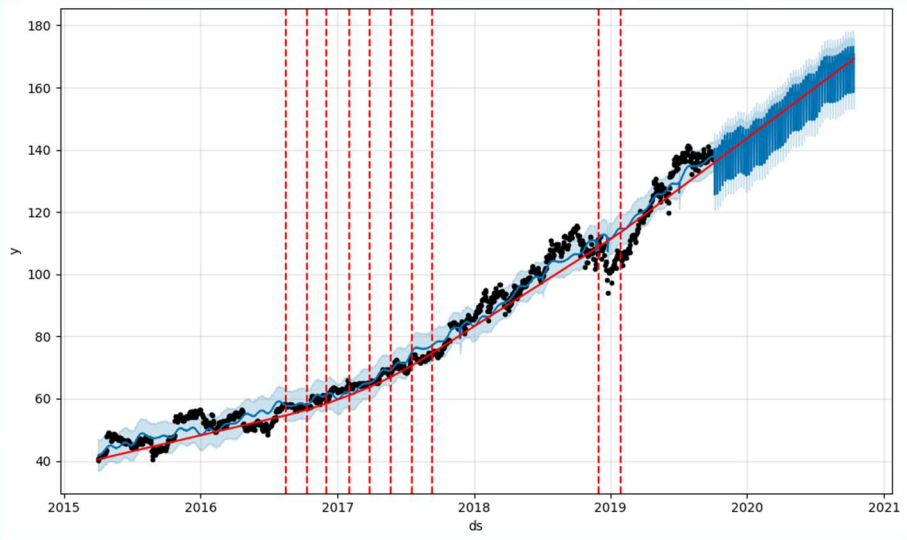
Shuningdek, umumiy trenddan tashqari yillik (yearly), haftalik (weekly) va kunlik (daily) mavsumiylik grafiklarini ham ko‘rish mumkin. Yillik grafikda aksiyalar qaysi oy yoki fasllarda ko‘tarilishga moyil, qaysi davrlarda pasayishi mumkinligi aniq ko‘rinadi. Ko‘plab texnologik kompaniyalarda odatda avgust va noyabr oylari kuchli o‘sish davri hisoblanadi. Yillik trend natijasida ham aynan shunga mos natijalar olingan. Aynan Microsoft kompaniyasi misolida esa, ushbu kompaniya odatda kuz faslida o‘z mahsulotlarining yangi versiyalarini taqdim etadi va avgust oylaridan boshlab reklamalar orqali tayyorgarlikni boshlaydi. Noyabrda esa odatda turli aksiyalar o‘tkaziladi va mahsulotlarning katta hajmi sotiladi hamda bevosita sotuvlar hajmining yuqoriligi tufayli aksiya narxlari oz miqdorda bo‘lsa ham ko‘tariladi.

Haftalik grafik haftaning qaysi kunlari narxlar ko‘tarilishi yoki pasayishini ko‘rsatadi. Natijalardan aksariyat fond bozorlari kabi Microsoft aksiyalari ham dushanba kuni o‘sish, haftaning o‘rtasida barqarorlik va juma kuni pasayishga moyilligini ko‘rish mumkin. Bu komponent qisqa muddatli tahlil yoki bir haftalik riskni boshqarish uchun foydalidir. Kunlik grafik kun ichidagi (24 soatlik) odatiy,

ISSN 3030-3907

takrorlanib turadigan o‘zgarish trendini ko‘rsatadi. Yani kunlik, vaqtlar bo‘yicha qanday umumiy qonuniyat borligini aks ettiradi.

Prophet modeli o‘zgarish nuqtalarini avtomatik aniqlaydi va trendning qaysi nuqtalarda tezlashgani yoki sekinlashganini ko‘rsatadi. 3-rasmdagi grafikda o‘zgarish nuqtalari qizil yo‘l-yo‘l vertikal chiziqlar sifatida ko‘rsatilgan. Bu chiziqlar trendning o‘zgarish joylarini bildiradi, masalan, bir davrda o‘sish sur’ati tez bo‘lishi, keyingi davrda esa sekinlashishi mumkin. O‘zgarish nuqtalari dastur kodida *changepoint_prior_scale* parametri orqali boshqariladi, bu parametr Prophet modelida trendning qanchalik “moslashuvchan” bo‘lishini boshqaradigan asosiy parametr. Ushbu parametrning qiymati yuqori bo‘lsa (masalan, 0.1), trend tez-tez o‘zgarishi mumkin, past qiymat bo‘lsa (masalan, 0.001), trend silliq, sekin o‘zgaradigan bo‘ladi. Past qiymat odatda aksiyalar qiymati tahlili, iqtisodiy jarayonlar, borgan sari o‘zgarmaydigan sistemalar tahlilida, yuqori qiymat esa virus tarqalishi, sensor ma’lumotlari tahlili kabi tez o‘zgaradigan jarayonlarni modellashtirishda qo‘llaniladi.



3-rasm. O‘zgarish nuqtalari grafigi.

Xulosa qilib aytganda, ushbu tadqiqotda vaqt qatorlari tahlili va bashoratlash masalalarida Prophet modelining amaliy samaradorligi Microsoft aksiyalari narxlari misolida ko‘rsatib berildi. Model trend, mavsumiylik va o‘zgarish nuqtalarini avtomatik aniqlash orqali vaqt bo‘yicha murakkab o‘zgarishlarni tushunishga yordam beradi. Tahlil natijalari Prophet algoritmi qisqa muddatli bashoratlar uchun barqaror, mavsumiy strukturalarni yaxshi ko‘rsatishi va katta o‘zgarishlarga moslashuvchan ekanini ko‘rsatdi. ARIMA, SARIMA va LSTM kabi boshqa yondashuvlar bilan solishtirganda, Prophet modelining soddaligi va interpretatsiya qilinishi osonligi uni amaliyotda keng qo‘llash imkonini oshiradi.

Olingan natijalar shuni ko‘rsatdiki, Prophet modelidan foydalanish aksiyalar dinamikasini tahlil qilish, trend va mavsumiy o‘zgarishlarni ajratish hamda istiqbolli bashoratlar qilishda samarali vosita bo‘lib xizmat qiladi. Trend

ISSN 3030-3907

komponentlarining yillik, haftalik va kunlik kesimlar bo‘yicha o‘rganilishi bozor faoliyati va investitsion jarayonlardagi davriy xususiyatlarni aniqlashga yordam beradi. O‘zgarish nuqtalari asosida esa o‘zgarishlarning qaysi davrlarda kuchaygani aniqlanib, modelning moslashuvchanligi tasdiqlanadi. Ushbu yondashuv kelgusida moliya bozorlari, iqtisodiy ko‘rsatkichlar, energetika yoki iqlim ma’lumotlarini bashoratlash kabi sohalarda ham keng qo‘llanishi mumkin.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO‘YXATI

1. Le-Hang Le. Time series analysis and applications in data analysis, forecasting and prediction. HPU2 Journal of Sciences: Natural Sciences and Technology, vol. 3, no. 1, 2024, pp. 20-29.
2. J.-M. Tejedor-Estupiñán, J.-P. Danna-Buitrago. AI and the New Era of Economic Research. Apuntes Del Cenes, vol. 44(80), 2025, pp. 73-108.
3. Shakir Khan, Hela Alghulaiakh. ARIMA Model for Accurate Time Series Stocks Forecasting. International Journal of Advanced Computer Science and Applications vol 11(7), 2020, pp. 524-528.
4. S.Kaninde, M.Mahajan, A.Janghale and B.Joshi. Stock Price Prediction using Facebook Prophet. ITM Web Conf., 44, 2022, 03060.
5. S.J. Taylor, B. Letham. Forecasting at scale. PeerJ Preprints 5:e3190v2, 2017.
6. Shakir Khan, Hela Alghulaiakh. ARIMA Model for Accurate Time Series Stocks Forecasting. International Journal of Advanced Computer Science and Applications vol. 11(7), 2020, pp. 524-528.
7. P.R. Dharmadhikari. SARIMA – A Model for Forecasting Product order demand. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, vol. 9(10), 2021, pp. 1284-1289.
8. I.N.Astawa, I.P.Pradnyana, I.K.Suwintana. Comparison of RNN, LSTM, and GRU Methods on Forecasting Website Visitors. Journal of Computer Science and Technology Studies, vol. 4(2), 2022, pp. 11-18.
9. L. Schmid, M. Roidl, A. Kirchheim, M. Pauly. Comparing Statistical and Machine Learning Methods for Time Series Forecasting in Data-Driven Logistics – A Simulation Study. Entropy, vol. 27, 2025, 25.
10. N. Son, Y. Shin. Short- and Medium-Term Electricity Consumption Forecasting Using Prophet and GRU. Sustainability, vol. 15(22), 2023, 15860.
11. S. Arslan. A hybrid forecasting model using LSTM and Prophet for energy consumption with decomposition of time series data. PeerJ. Computer science, vol. 8, 2022, e1001.
12. Q. Huang. Forecasting Stock Prices Using Multi-Macroeconomic Regressors Based on the Facebook Prophet Model . BCP Business & Management, vol. 25, 2022, pp. 231-242.

ISSN 3030-3907

13. B. Jin, S. Gao, Z. Tao. ARIMA and Facebook Prophet Model in Google Stock Price Prediction. Proceedings of Business and Economic Studies, 2022.
14. Sh. Mishra, N. Manjunathan, P. Singh, et al. A fusion model for stock market prediction using prophet and long short-term memory neural networks. Proceedings on Engineering Sciences, vol. 7(1), 2025, pp. 625-634.

ISSN 3030-3907