Kauno technologijos universitetas

Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas

Interpretuojamasis mašininis mokymasis restoranų paklausai prognozuoti

Magistro studijų baigiamasis projektas

Projektą parengė

Gabrielė Bražėnaitė

Projektui vadovavo

Prof. dr. Robertas Alzbutas

Lekt. Tomas Stravinskas

Kaunas, 2026

Kauno technologijos universitetas

Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas

Interpretuojamasis mašininis mokymasis restoranų paklausai prognozuoti

Magistro studijų baigiamasis projektas

Didžiųjų verslo duomenų analitika (6213AX001)

Projektą parengė

Gabrielė Bražėnaitė

Projektui vadovavo

Prof. dr. Robertas Alzbutas

Lekt. Tomas Stravinskas

Projektą recenzavo

Prof. dr. Jurgita Bruneckienė

Prof. dr. Kristina Šutienė

Kaunas, 2026

Kauno technologijos universitetas

Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas

Gabrielė Bražėnaitė

Interpretuojamasis mašininis mokymasis restoranų paklausai prognozuoti

Akademinio sąžiningumo deklaracija

Patvirtinu, kad:

1. baigiamąjį projektą parengiau savarankiškai ir sąžiningai, nepažeisdamas (-a) kitų asmenų autoriaus ar kitų teisių, laikydamasis (-i) Lietuvos Respublikos autorių teisių ir gretutinių teisių įstatymo, Kauno technologijos universiteto (toliau – Universitetas) intelektinės nuosavybės valdymo ir perdavimo nuostatų bei Universiteto akademinės etikos kodekse nustatytų etikos reikalavimų;

2. visi baigiamajame projekte pateikti duomenys ir tyrimų rezultatai yra teisingi ir gauti teisėtai, nei viena projekto dalis nėra plagijuota nuo spausdintinių ar elektroninių šaltinių, o visos baigiamojo projekto tekste pateiktos citatos ir nuorodos yra nurodytos literatūros sąraše;

3. baigiamajame projekte tinkamai laikiausi asmens duomenų apsaugos reikalavimų, nenaudojau neskelbtinų ar konfidencialių duomenų be teisėto pagrindo, o jei juos naudojau, jie yra tinkamai nuasmeninti;

4. jei rengiant baigiamąjį projektą naudojausi dirbtinio intelekto (toliau – DI) ar kitais automatizuotais įrankiais, juos taikiau pagal Universitete nustatytą tvarką, nepažeisdamas (-a) akademinio sąžiningumo principų;

5. nesumokėjau ir nesu įsipareigojęs (-usi) mokėti jokių įstatymų nenumatytų piniginių sumų už baigiamąjį projektą ar jo dalis jokiam fiziniam ar juridiniam asmeniui;

6. suprantu, kad išaiškėjus akademinio nesąžiningumo ar kitų asmenų teisių pažeidimo faktui, man bus taikoma atsakomybė pagal Universitete nustatytą tvarką ir galiu būti pašalintas (-a) iš Universiteto; akademinio nesąžiningumo atvejis gali būti nagrinėjamas ir po studijų baigimo, inicijuojant kvalifikacinio laipsnio atšaukimo procedūrą.

Bražėnaitė Gabrielė. Interpretuojamasis mašininis mokymasis restoranų paklausai prognozuoti. Magistro studijų baigiamasis projektas / vadovas prof. dr. Robertas Alzbutas, vadovas lekt. Tomas Stravinskas; Kauno technologijos universitetas, Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas.

Studijų kryptis ir sritis (studijų krypčių grupė): Taikomoji matematika (Matematikos mokslai).

Reikšminiai žodžiai: restoranų paklausos prognozavimas, laiko eilučių prognozavimas, mašininis mokymasis, interpretuojamasis mašininis mokymasis, paaiškinamasis DI.

Kaunas, 2026. 110 p.

Santrauka

Restoranų paklausos prognozavimas yra svarbi restoranų veiklos valdymo dalis, nes šiame sektoriuje paklausa pasižymi ryškiais svyravimais laike, yra sunkiai nuspėjama ir glaudžiai susijusi su ribotais veiklos pajėgumais. Netikslus paklausos įvertinimas gali lemti tiek prarastas pajamas, tiek perteklines sąnaudas. Pastaraisiais metais restoranų sektoriuje sparčiai plintant skaitmeniniams sprendimams atsirado galimybės taikyti pažangius mašininio ir giliojo mokymosi metodus restoranų paklausai prognozuoti. Vis dėlto sudėtingi modeliai dažnai pasižymi „juodosios dėžės“ veikimo pobūdžiu, todėl praktikoje svarbi tampa ne tik prognozės kokybė, bet ir gebėjimas paaiškinti modelių sprendimus. Nors restoranų paklausos prognozavimas ir interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai mokslinėje literatūroje nagrinėjami vis plačiau, tyrimų, kuriuose šios kryptys būtų taikomos kartu restoranų paklausos prognozavimo uždavinyje, vis dar yra nedaug.

Tyrimo objektas – restoranų valandinės paklausos prognozavimo modeliai ir jų interpretavimas taikant interpretuojamojo mašininio mokymosi metodus. Tyrimo tikslas – ištirti, kaip interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai leidžia paaiškinti restoranų paklausos prognozavimo modelių identifikuojamus dėsningumus.

Tyrime analizuoti dviejų skirtingo veiklos pobūdžio restoranų valandinės paklausos duomenys. Paklausai prognozuoti taikyti sezoninis naivusis, „XGBoost“, LSTM, TFT ir NHITS modeliai. Modelių tikslumas vertintas naudojant MAE, RMSE ir WAPE metrikas. Modelių interpretavimui taikyti SHAP, TSHAP ir permutacijos svarbos metodai bei TFT vidiniai interpretavimo mechanizmai.

Tyrimo rezultatai parodė, kad tiksliausias abiem restoranams buvo „XGBoost“ modelis, kuris „VLN_1“ restorano atveju sumažino MAE nuo 27,005 iki 17,873, o „VLN_KLP“ restorane – nuo 11,324 iki 6,011, lyginant su sezoniniu naiviuoju modeliu. LSTM modelis abiem atvejais nepralenkė sezoninio naiviojo metodo. Interpretuojamojo mašininio mokymosi analizė atskleidė, kad svarbiausi prognozes lemiantys veiksniai buvo susiję su paros laiku, savaitiniais ciklais, ankstesne paklausa ir restorano darbo režimu. Taip pat nustatyta, kad skirtingi modeliai prognozėms formuoti naudojo nevienodus istorinius laiko intervalus. Tyrimo rezultatai parodė, kad interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai gali būti naudingi modelių skaidrumui didinti ir restoranų paklausos dėsningumams identifikuoti, verslo sprendimams pagrįsti bei efektyvesniam veiklos planavimui. Remiantis gautais rezultatais, restoranų vadovams rekomenduojama personalo, atsargų ir kitų veiklos išteklių

planavimą pirmiausia grįsti istoriniais valandiniais bei savaitiniais paklausos ciklais, kurie nagrinėtuose restoranuose buvo svarbiausi paklausą paaiškinantys veiksniai. Pastebėta, kad išorinių duomenų integravimas ne visuomet pagerina prognozavimo rezultatus, todėl jų praktinę naudą rekomenduojama vertinti individualiai kiekvieno restorano kontekste.

Bražėnaitė Gabrielė. Interpretable Machine Learning for Restaurant Demand Forecasting. Master's Final Degree Project / supervisor Prof. Dr. Robertas Alzbutas, supervisor Lect. Tomas Stravinskas; Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Kaunas University of Technology.

Study field and area (study field group): Applied Mathematics (Mathematical Sciences).

Keywords: Restaurant demand forecasting, Time series forecasting, Machine learning, Interpretable Machine Learning, Explainable AI.

Kaunas, 2026. 110.

Summary

Restaurant demand forecasting is an important part of restaurant operations management, as demand in this sector is highly volatile, difficult to predict, and closely related to limited operational capacity. Inaccurate demand estimation may result in lost revenue and excessive operating costs. In recent years, the rapid adoption of digital solutions in the restaurant industry has created opportunities to apply advanced machine learning and deep learning methods for demand forecasting. However, complex forecasting models often exhibit a “black-box” nature, making not only forecast accuracy but also the ability to explain model decisions important in practice. Although restaurant demand forecasting and interpretable machine learning methods have received increasing attention in the scientific literature, studies combining these two research directions within the context of restaurant demand forecasting remain limited.

The object of the study is hourly restaurant demand forecasting models and their interpretation using interpretable machine learning methods. The aim of the study is to investigate how interpretable machine learning methods can explain the patterns identified by restaurant demand forecasting models.

The study analyzes hourly demand data from two restaurants with different operational characteristics. Seasonal Naïve, XGBoost, LSTM, TFT, and NHITS models were applied for demand forecasting. Forecasting accuracy was evaluated using MAE, RMSE, and WAPE metrics. Model interpretation was performed using SHAP, TSHAP, permutation feature importance, and the internal interpretation mechanisms of the TFT model.

The results showed that XGBoost was the most accurate model for both restaurants, reducing MAE from 27.005 to 17.873 for the “VLN_1” restaurant and from 11.324 to 6.011 for the “VLN_KLP” restaurant compared to the Seasonal Naïve benchmark. In contrast, the LSTM model failed to outperform the Seasonal Naïve method in both cases. Interpretable machine learning analysis revealed that the most influential forecasting factors were related to time, including hour of day, weekly cycles, historical demand, and restaurant operating schedules. The analysis also showed that different models relied on different historical time intervals when generating forecasts. The findings demonstrate that interpretable machine learning methods can be useful for improving model transparency and for identifying restaurant demand patterns, supporting managerial decision-making, and improving operational planning. Based on the results, restaurant managers are recommended to

primarily rely on historical hourly and weekly demand patterns when planning staffing levels, inventory, and other operational resources, as these factors were found to be the most important drivers of demand in the analyzed restaurants. Furthermore, the integration of external data sources did not consistently improve forecasting performance, suggesting that their practical value should be evaluated individually according to the specific context of each restaurant.

Turinys

Lentelių sąrašas ... 10
Paveikslų sąrašas ... 11
Santrumpų sąrašas ... 14
Įvadas ... 15
1. Literatūros apžvalga ... 17
1.1. Restoranų verslo kontekstas ir paklausos specifika ... 17
1.1.1. Restoranų sektoriaus veiklos ypatumai ... 17
1.1.2. Restoranų paklausos savybės ir ją lemiantys veiksniai ... 19
1.1.3. Paklausos prognozavimo svarba restoranų veiklos valdyme ... 24
1.2. Paklausos prognozavimo metodai ... 26
1.2.1. Laiko eilučių analizė ir paprastieji prognozavimo metodai ... 26
1.2.2. Pažangūs paklausos prognozavimo metodai ... 29
1.2.3. Interpretuojamasis mašininis mokymasis prognozavimo modeliuose ... 32
2. Tyrimo metodai ir modeliai ... 37
2.1. Sezoninis naivusis modelis ... 37
2.2. „XGBoost“ modelis ... 38
2.3. Giliojo mokymosi prognozavimo modeliai ... 39
2.3.1. Ilgalaikės trumpalaikės atminties tinklas ... 39
2.3.2. Laiko sintezės transformatorius ... 41
2.3.3. Neuroninis hierarchinės interpoliacijos modelis laiko eilutėms prognozuoti ... 43
2.4. Modelių hiperparametrų derinimo strategija ... 44
2.5. Modelių vertinimo metodai ... 46
2.6. Interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai ... 47
2.6.1. „SHAP“ metodas ... 47
2.6.2. „TSHAP“ metodas ... 47
2.6.3. Kiti prognozių interpretavimo metodai ... 48
3. Rezultatai ... 50
3.1. Duomenų aprašomoji analizė ... 50
3.1.1. Duomenų šaltinis ir struktūra ... 50
3.1.1. Restoranų statistinės charakteristikos ... 52
3.2. Duomenų paruošimas ... 58
3.2.1. Trūkstamų reikšmių analizė ... 58
3.2.2. Požymių inžinerija ... 59
3.2.3. Reikšmių normalizavimas ... 63
3.3. Sezoninio naiviojo modelio rezultatai ... 63
3.4. „XGBoost“ modelio rezultatai ... 66
3.5. Ilgalaikės trumpalaikės atminties tinklo modelio rezultatai ... 72
3.6. Laiko sintezės transformatoriaus modelio rezultatai ... 78
3.7. Neuroninis hierarchinės interpoliacijos modelio rezultatai ... 83
3.8. Interpretuojamojo mašininio mokymosi metodų taikymas ... 87
3.8.1. „XGBoost“ modelio prognozės interpretacija ... 87
3.8.2. Ilgalaikės trumpalaikės atminties tinklo modelio prognozės interpretacija ... 89
3.8.3. Laiko sintezės transformatoriaus modelio prognozės interpretacija ... 93
3.8.4. Neuroninis hierarchinės interpoliacijos modelio prognozės interpretacija ... 97

3.9. Tyrimo rezultatų apibendrinimas ir rekomendacijos 101
Išvados 105
Literatūros sąrašas 106
Priedai 111
1 priedas 111
2 priedas 112
3 priedas 113
4 priedas 114
5 priedas 115
6 priedas 116
7 priedas 117
8 priedas 118
9 priedas 119

Lentelių sąrašas

1 lentelė. Restoranų paklausai įtaką darantys veiksniai 24
2 lentelė. LSTM modelio hiperparametrų paieškos erdvė 41
3 lentelė. „VLN_1“ restorano dažniausiai užsakomi produktai 54
4 lentelė. „VLN_KLP“ restorano dažniausiai užsakomi produktai 55
5 lentelė. „VLN_1“ paklausai prognozuoti atrinktų požymių sąrašas 63
6 lentelė. „VLN_KLP“ paklausai prognozuoti atrinktų požymių sąrašas 63
7 lentelė. „VLN_1“ sezoninio naiviojo modelio paklaidų metrikos 63
8 lentelė. „VLN_KLP“ sezoninio naiviojo modelio paklaidų metrikos 64
9 lentelė. Geriausi „XGBoost“ modelių hiperparametrai pagal nagrinėjamus restoranus . 67
10 lentelė. „VLN_KLP“ ir „VLN_1“ „XGBoost“ modelių paklaidų metrikos 67
11 lentelė. Geriausi LSTM modelių hiperparametrai pagal nagrinėjamų restoranus 73
12 lentelė. „VLN_KLP“ ir „VLN_1“ LSTM modelių paklaidų metrikos 74
13 lentelė. Geriausi TFT modelių hiperparametrai pagal nagrinėjamų restoranus 78
14 lentelė. „VLN_1“ TFT modelio paklaidų metrikos 79
15 lentelė. „VLN_KLP“ TFT modelio paklaidų metrikos 79
16 lentelė. Geriausi NHITS modelių hiperparametrai pagal nagrinėjamus restoranus 83
17 lentelė. „VLN_KLP“ ir „VLN_1“ NHITS modelių paklaidų metrikos 84
18 lentelė. Modelių hiperparametrų skaičiavimo trukmė 102
19 lentelė. Visų paklausos prognozavimo modelių paklaidų metrikos abiem restoranams 103

Paveikslų sąrašas

1 pav. Restorano technologijų ir duomenų šaltinių integracija visoje kliento kelionėje [6]. 18
2 pav. Skirtingų restorano aplinkų sąveika [6] 25
3 pav. Paprastųjų laiko eilučių prognozavimo metodų palyginimas [29] 38
4 pav. LSTM modelio architektūros vizualizacija [65] 40
5 pav. NHITS modelio architektūra [41] 44
6 pav. „Walk-Forward“ validavimo procesas nagrinėjamiems restoranams 45
7 pav. Duomenų struktūra pagal organizacijas ir restoranus 50
8 pav. Restoranų ir užsakymų skaičius kiekvienoje organizacijoje 51
9 pav. Svarstomų organizacijų restoranų užsakymų skaičius 52
10 pav. Vidutinis užsakymų skaičius per valandą „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranuose ... 53
11 pav. „VLN_1“ vidutinis užsakymų skaičius per valandą pagal paros metą ir savaitės dieną 54
12 pav. Vidutinis užsakymų skaičius per valandą pagal paros metą ir savaitės dieną 55
13 pav. Vidutinis „VLN_1“ užsakymų skaičius per valandą pagal savaitės dienas ir mėnesius 56
14 pav. Vidutinis „VLN_KLP“ užsakymų skaičius per valandą pagal savaitės dienas ir mėnesius 56
15 pav. Restoranų valandinio ir dieninio užsakymų skaičiaus dinamika laike 57
16 pav. Dieninio užsakymų skaičiaus laiko eilučių komponentės 58
17 pav. „VLN_1“ ACF ir PACF grafikai 60
18 pav. „VLN_KLP“ ACF ir PACF grafikai 60
19 pav. „VLN_1“ užsakymo skaičiaus koreliacija su finansiniais požymiais 61
20 pav. „VLN_KLP“ užsakymo skaičiaus koreliacija su finansiniais požymiais 61
21 pav. „VLN_1“ sezoninio naiviojo modelio prognozė testavimo laikotarpiui 64
22 pav. „VLN_KLP“ sezoninio naiviojo modelio prognozė testavimo laikotarpiui 65
23 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio dienų sezoninė naivioji prognozė 65
24 pav. Sezoninė naivioji artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams 66
25 pav. „XGBoost“ Bajeso optimizacijos bandymų eiga 67
26 pav. „VLN_1“ „XGBoost“ modelio prognozė testavimo laikotarpiu 68
27 pav. „VLN_1“ vienos iš testavimo laikotarpio dienų „XGBoost“ prognozė 68
28 pav. „VLN_1“ „XGBoost“ modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas 69
29 pav. „VLN_KLP“ „XGBoost“ modelio prognozė testavimo laikotarpiu 69
30 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio savaičių „XGBoost“ prognozė 70
31 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio dienų „XGBoost“ prognozė 70
32 pav. „VLN_KLP“ „XGBoost“ modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas 70
33 pav. „XGBoost“ modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių palyginimas 71
34 pav. „XGBoost“ artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams 72
35 pav. LSTM Bajeso optimizacijos bandymų eiga 73
36 pav. „VLN_1“ LSTM modelio prognozė testavimo laikotarpiu 74
37 pav. „VLN_1“ LSTM modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas 75
38 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio prognozė testavimo laikotarpiu 75
39 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio savaičių LSTM prognozė 75

40 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio dienų LSTM prognozė 76
41 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas..... 76
42 pav. LSTM modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių palyginimas..... 77
43 pav. LSTM artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams. 77
44 pav. TFT Bajeso optimizacijos bandymų eiga..... 78
45 pav. „VLN_1“ TFT modelio prognozė testavimo laikotarpiu 79
46 pav. „VLN_1“ TFT modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas 80
47 pav. „VLN_KLP“ TFT modelio prognozė testavimo laikotarpiu..... 80
48 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio savaičių ir dienų TFT prognozė 81
49 pav. VLN_KLP“ TFT modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas..... 81
50 pav. TFT modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių palyginimas..... 82
51 pav. TFT artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams.... 82
52 pav. NHITS Bajeso optimizacijos bandymų eiga..... 83
53 pav. „VLN_1“ NHITS modelio prognozė testavimo laikotarpiu 84
54 pav. „VLN_1“ NHITS modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas 84
55 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio prognozė testavimo laikotarpiu 85
56 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio savaičių ir dienų NHITS prognozė 85
57 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas 86
58 pav. NHITS modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių palyginimas..... 86
59 pav. NHITS artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams 87
60 pav. „VLN_1“ „XGBoost“ modelio požymių svarba (SHAP metodas)..... 88
61 pav. „VLN_KLP“ „XGBoost“ modelio požymių svarba (SHAP metodas)..... 89
62 pav. „XGBoost“ modelių požymių svarba pagal kategorijas..... 89
63 pav. „VLN_1“ LSTM modelio požymių svarba (SHAP metodas)..... 90
64 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio požymių svarba (SHAP metodas) 91
65 pav. „VLN_1“ LSTM modelio „TSHAP Window“ ir „ROI“ atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams 91
66 pav. „VLN_1“ LSTM modelio vidutinės TSHAP atribucijos pagal laiko poziciją..... 92
67 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio „TSHAP Window“ ir „ROI“ atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams 92
68 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio vidutinės TSHAP atribucijos pagal laiko poziciją..... 93
69 pav. „VLN_1“ TFT modelio dėmesio grafikas..... 93
70 pav. „VLN_1“ TFT modelio praeities ir ateities požymių svarba..... 94
71 pav. „VLN_1“ TFT modelio dalinės priklausomybės tarp užsakymų skaičiaus ir kalendorinių požymių 95
72 pav. „VLN_KLP“ TFT modelio dėmesio grafikas 95
73 pav. „VLN_KLP“ TFT modelio praeities ir ateities požymių svarba 96
74 pav. „VLN_KLP“ TFT modelio dalinės priklausomybės tarp užsakymų skaičiaus ir kalendorinių požymių 97
75 pav. „VLN_1“ NHITS modelio požymių svarba..... 97
76 pav. „VLN_1“ NHITS modelio „TSHAP Window“ ir „ROI“ atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams 98
77 pav. „VLN_1“ NHITS modelio vidutinės TSHAP atribucijos pagal laiko poziciją 99
78 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio požymių svarba..... 99
79 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio „TSHAP Window“ ir „ROI“ atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams 100

80 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio vidutinės TSHAP atribucijos pagal laiko poziciją.... 101
81 pav. Visų paklausos prognozavimo modelių paklaidų metrikų palyginimas 102

Santrumpų sąrašas

Santrumpos:

IML – interpretuojamasis mašininis mokymasis;

LSTM – ilgalaikės trumpalaikės atminties tinklas;

NHITS – neuroninis hierarchinės interpoliacijos modelis laiko eilutėms prognozuoti;

SHAP – „Shapley“ požymių svarbos aiškinimo metodas;

TFT – laiko sintezės transformatorius;

TSHAP – SHAP metodas, pritaikytas laiko eilutėms.

Įvadas

Restoranų paklausos prognozavimas yra itin svarbi restoranų veiklos valdymo dalis, nes šiame sektoriuje paklausa yra sunkiai nuspėjama, pasižymi ryškiais svyravimais laike ir yra glaudžiai susijusi su ribotais veiklos pajėgumais. Dėl šių priežasčių netikslus paklausos įvertinimas gali lemti tiek prarastas pajamas, tiek perteklines sąnaudas [1]. Situaciją dar labiau išryškino COVID-19 pandemija, kurios metu restoranų sektorius patyrė reikšmingus veiklos sutrikimus ir ekonominius nuostolius [2]. Šie iššūkiai atskleidė poreikį efektyviau planuoti veiklą ir priimti duomenimis grįstus sprendimus. Be to, pastebėta, kad pastaraisiais metais šiame sektoriuje ypač padidėjo skaitmeninių sprendimų taikymas – vis daugiau restoranų naudoja skaitmeninius valgiaraščius, o užsakymams ir apmokėjimams klientai naudojasi specialiai tam sukurtomis mobiliosiomis programomis [1]. Tai įgalino restoranų verslus kaupti detalius operacinius duomenis, tiksliau analizuoti klientų elgseną ir taikyti pažangius duomenų analizės metodus restoranų paklausai prognozuoti.

Be to, paklausai prognozuoti vis plačiau taikomi mašininio ir giliojo mokymosi metodai. Literatūroje pažymima, kad šie metodai geba modeliuoti sudėtingus netiesinius ryšius ir identifikuoti laiko dėsningumus, todėl gali būti tikslesni už tradicinius prognozavimo metodus [3]. Vis dėlto didesnis modelių sudėtingumas kelia ir kitą iššūkį – jų sprendimų priėmimo logika dažnai yra sunkiai interpretuojama. Dėl šios priežasties vis svarbesni tampa interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai, leidžiantys suprasti, kokiais požymiais ar laiko dėsningumais modeliai remiasi formuodami prognozes [4]. Verslo kontekste tai ypač aktualu, nes sprendimų priėmėjams svarbi ne tik pati prognozė, bet ir pasitikėjimas ja. Svarbu suprasti, kokie veiksniai ją lėmė, kokie laikotarpiai modeliui buvo svarbiausi ir ar jo išmokti dėsningumai atitinka realią veiklos logiką [3]. Tokios įžvalgos gali padėti pagrįsti sprendimus dėl personalo planavimo, atsargų valdymo ar kasdienės restorano veiklos organizavimo.

Atsižvelgiant į tai, darbo aktualumas grindžiamas keliais aspektais. Pirma, restoranų paklausos prognozavimas yra glaudžiai susijęs su kasdieniais veiklos sprendimais – personalo planavimu, atsargų valdymu, pajėgumų paskirstymu ir galimu dinaminės kainodaros taikymu. Antra, vis aktualesnis tampa ne tik prognozės tikslumas, bet ir gebėjimas paaiškinti, kokiais dėsningumais modeliai remiasi formuodami prognozes. Nors restoranų paklausos prognozavimas ir modelių paaiškinamumo metodai mokslinėje literatūroje nagrinėjami vis plačiau, šių dviejų krypčių derinimas išlieka menkai ištirtas [5]. Dauguma tyrimų orientuojasi į prognozės tikslumo gerinimą, tačiau modelių paaiškinamumo analizei dėmesio skiriama ne daug. Todėl šiame darbe siekiama ištirti, kaip interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai leidžia paaiškinti restoranų paklausos prognozavimo modelių identifikuojamus dėsningumus.

Tyrimo objektas – restoranų valandinės paklausos prognozavimo modeliai ir jų interpretavimas taikant interpretuojamojo mašininio mokymosi metodus. Tyrime analizuojami du skirtingo veiklos pobūdžio restoranai, pasižymintys nevienoda paklausos struktūra. Vienas restoranas veikia tik darbo dienomis ir pasižymi ryškiais pietų laikotarpio paklausos pikais, o kitas – tolygesne paklausa bei platesniu veiklos laiku. Toks pasirinkimas leidžia įvertinti, kaip skirtingi prognozavimo modeliai ir interpretuojamojo mašininio

mokymosi metodai prisitaiko prie nevienodos paklausos dinamikos bei ar jų veikimas išlieka stabilus skirtinguose restoranų veiklos scenarijuose.

Tikslui pasiekti keliami šie uždaviniai:
1. išanalizuoti restoranų paklausos prognozavimo problematiką, paklausą lemiančius veiksnius bei prognozavimo ir interpretuojamojo mašininio mokymosi metodus;
2. parengti dviejų restoranų valandinės paklausos duomenų rinkinius ir atlikti jų analizę;
3. sudaryti sezoninio naiviojo, „XGBoost“, LSTM, TFT ir NHITS modelius restoranų paklausai prognozuoti bei įvertinti jų tikslumą;
4. pritaikyti interpretuojamojo mašininio mokymosi metodus ir paaiškinti modelių identifikuojamus paklausos dėsningumus.

Siekiant užtikrinti tyrimo kokybę ir nuoseklumą, buvo naudotasi generatyvinio dirbtinio intelekto priemonėmis teksto redagavimui, vertimams į anglų kalbą bei formuluočių tikslinimui. Šios priemonės buvo naudojamos tik kaip pagalbinis įrankis ir neturėjo įtakos tyrimo rezultatams ar jų interpretacijai.

1. Literatūros apžvalga

Restoranų verslo paklausos dinamikai ir ją lemiančių veiksnių kontekstui suprasti atliekama mokslinės literatūros apžvalga. Pirmame poskyryje aptariami ekonominiai ir vadybiniai restoranų paklausos aspektai. Jame analizuojama restoranų paklausos specifika, aptariami pagrindiniai paklausą lemiantys veiksniai, paklausos prognozavimo iššūkiai ir reikšmė sprendimų priėmimui restoranų veikloje.

Antras poskyris – skirtas apžvelgti matematinius metodus, kurie yra taikomi paklausai prognozuoti. Poskyryje pristatomi pagrindiniai laiko eilučių prognozavimo metodai, aptariami mašininio mokymosi ir giliojo mokymosi modeliai, taikomi paklausos prognozavimo uždaviniams spręsti. Taip pat nagrinėjami interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai (IML), tarp kurių svarbią vietą užima paaiškinamojo dirbtinio intelekto metodai (angl. *Explainable AI*, XAI). Šie metodai leidžia interpretuoti prognozių rezultatus ir identifikuoti svarbiausius jas lemiančius veiksnius.

1.1. Restoranų verslo kontekstas ir paklausos specifika

1.1.1. Restoranų sektoriaus veiklos ypatumai

Restoranų sektorius reikšmingai prisideda prie pasaulio ekonomikos. 2023 m. jis sudarė maždaug 3–4 % pasaulio bendrojo vidaus produkto (BVP). Be to, anot Jungtinių Tautų Pasaulio turizmo organizacijos (UNWTO), 2024 m. restoranų sektorius buvo vienas iš tų, kurie atsistatė greičiausiai po COVID-19 pandemijos [1]. Vis dėlto pandemija reikšmingai pakeitė restoranų veiklos organizavimą ir paskatino įmones iš naujo įvertinti savo veiklos procesus. Šiame skyrelyje apžvelgiamos pagrindinės restoranų verslo veiklos savybės.

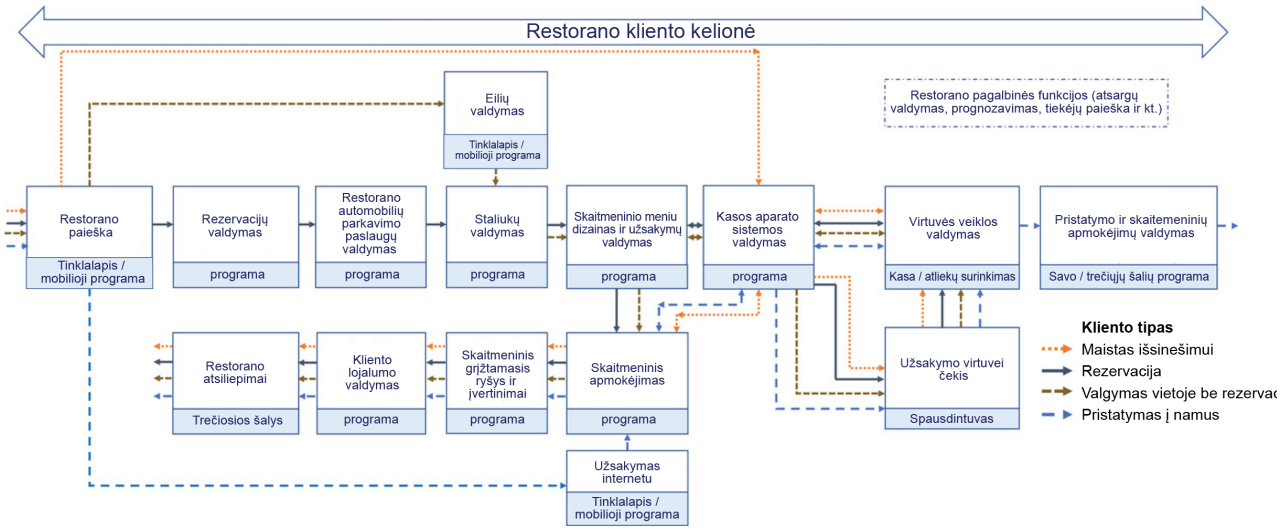
Restoranų sektorius pasižymi specifinėmis veiklos sąlygomis, kurios daro reikšmingą įtaką paklausos valdymui ir operacinių sprendimų priėmimui. Viena svarbiausių šio sektoriaus savybių yra riboti ir neišsaugojami ištekliai. Restorano vietos ar staliukai yra laikomi ribotu ištekliumi, kurio nepanaudojus tam tikru laikotarpiu, jo neįmanoma panaudoti vėliau [1]. Be to, maisto produktai turi ribotą ir sąlyginai trumpą galiojimo laiką, todėl maitinimo paslaugas teikiantys verslai turi tiksliai numatyti kiek maisto atsargų reikėtų turėti kiekvieną dieną. Priešingai nei, pavyzdžiui, mažmeninės prekybos atvejai, kur ne maisto prekės gali būti ilgai sandėliuojamos ir parduotos vėliau, nepatiriant tokių didelių verslo nuostolių.

Be ribotų pajėgumų, restoranų veikla pasižymi dideliu operaciniu sudėtingumu. Restorano veiklos organizavimas apima darbuotojų darbo grafikų planavimą, žaliavų tiekimo koordinavimą, maisto atsargų ir ruošimo procesų valdymą bei klientų aptarnavimą [6]. Kiekvienam restoranų verslui yra svarbu numatyti galimą paklausą, nes netikslus jos įvertinimas gali lemti perteklines maisto atsargas, padidėjusį maisto švaistymą arba darbuotojų trūkumą didžiausio lankomumo laikotarpiais. Dėl viso to galiausiai – prarandamos pajamos. Mokslinėje literatūroje įvardinama, kad restoranų paklausos prognozavimas padeda verslo savininkams planuoti veiklą, samdyti darbuotojus ir plėtoti kitą susijusią infrastruktūrą, taip užtikrinant atitinkamą paslaugų kokybės, pajamų ir konkurencinio pranašumo augimą [6]. Be to, restoranų paklausos įvertinimą apsunkina ir išoriniai veiksniai. Tai gali būti makroekonominės sąlygos, darančios įtaką vartotojų pirkimo elgsenai, konkurencinė aplinka ar sezoniškumas. Tokie veiksniai dažnai lemia didelius

paklausos svyravimus, kuriuos sudėtinga tiksliai prognozuoti nepasitelkiant pažangių analitinių metodų. Dėl šių priežasčių restoranų sektoriuje vis didesnę reikšmę įgyja duomenimis grįsti sprendimai.

Restoranų sektoriaus veiklai reikšmingą įtaką daro ir naujų technologijų plėtra, apimanti rezervacijų, kasos (angl. *Point of Sale*, POS) bei klientų atsiliepimų sistemas, taip pat platformų ekonomikos augimas ir socialiniai tinklai. Šios technologijos suteikia restoranų savininkams galimybę rinkti duomenis apie klientus ir jų elgseną, o ši informacija gali būti panaudota veiklos tobulinimui ir verslo rezultatų gerinimui [7]. Be to, pastebėta, kad skaitmeninių sprendimų taikymas restoranų sektoriuje ypač padidėjo COVID-19 pandemijos metu. Iki šiol vis daugiau restoranų naudoja skaitmeninius valgiaraščius, o užsakymams ir apmokėjimams klientai naudojasi specialiai tam sukurtomis mobiliosiomis programomis [1]. Klientų duomenys gali būti renkami, kai klientai naudojasi internetu, ieškodami ir rinkdamiesi restoraną, užsisakydami staliuką, laukdami, kol bus pasodinti, taip pat užsisakydami maistą ir atsiskaitydami. Duomenys apie klientus taip pat gali būti renkami po apsilankymo restorane per skelbiamus vertinimus, atsiliepimus ar nuotraukas internete [6].

Paveiksle (žr. 1 pav.) matoma detalizuota restorano kliento kelionės eiga bei įvairios technologijos, kurios gali rinkti duomenis kiekviename etape. Klientai restoraną gali atrasti spontaniškai, per rekomendacijas arba naudodamiesi trečiųjų šalių platformomis, o užsakymus pateikti keturiais pagrindiniais būdais: vietoje su rezervacija, be jos, išsinešimui arba pristatymui į namus. Visuose šiuose procesuose pagrindinį vaidmenį atlieka kasos sistema, per kurią perduodami visi užsakymai ir kuri sujungia skirtingas restoranų valdymo sistemas, tokias kaip rezervacijų, meniu, mokėjimų ir virtuvės operacijų valdymas. Užsakymai iš kasos sistemos perduodami virtuvei, kur jie apdorojami ir susiejami su maisto gaminimu bei atsargų valdymu [6]. Be to, mobiliosios programos, skaitmeniniai meniu ar mokėjimo sistemos, leidžia ne tik efektyviau valdyti procesus, bet ir rinkti duomenis apie klientų elgseną, užsakymus bei aptarnavimo laiką. Taip pat yra programų, padedančių tvarkyti restorano veiklą, pavyzdžiui, žaliavų ir pakavimo medžiagų pirkimą bei prognozuoti paklausą.



1 pav. Restorano technologijų ir duomenų šaltinių integracija visoje kliento kelionėje [6]

Pasitelkdami technologijas, restoranų savininkai gali numatyti klientų pageidaujamas restoranų lokacijas (franšizės atveju, kai lokacijų yra daugiau nei viena), meniu pasirinkimus, pageidaujamas sėdėjimo vietas, pageidaujamą atvykimo laiką (jei yra rezervacija) ir valgymo trukmę. Pavyzdžiui, restoranas, turintis keletą franšizės padalinių mieste, gali sužinoti, kurią vietą klientas renkasi darbo dienomis ir savaitgaliais [6]. Naudojant unikalius klientų identifikatorius, tokius kaip telefono numerius ar lojalumo programų duomenis, tampa įmanoma analizuoti klientų elgseną per kelis apsilankymus skirtingose restorano vietose.

Šie dideli duomenų kiekiai, kartu su pažangiomis analizės priemonėmis ir kompiuterinėmis technologijomis, gali sukurti reikšmingą vertę restoranams. Neseniai išaugęs paklausos augimas maisto išsinešimui ir pristatymui paspartino technologinių sprendimų diegimą ir paskatino naujų verslo modelių atsiradimą (pvz., „debesų virtuvės“ restoranai be staliukų, orientuoti tik į pristatymą), kurie suteikia daugybę galimybių duomenų rinkimui ir analizei [6]. Visa tai reiškia, kad šiuolaikiniai restoranai turi prieigą prie didesnio duomenų kiekio nei bet kada anksčiau, o tai atveria galimybę tiksliau suprasti rinkos dinamiką, vartotojų poreikius ir remiantis duomenimis efektyviau planuoti išteklius, prognozuoti paklausą ir optimizuoti veiklos procesus.

Apibendrinant, restoranų sektorius pasižymi specifinėmis veiklos sąlygomis, tokiomis kaip riboti ir neišsaugomi pajėgumai, sudėtingas operacinių procesų organizavimas bei didelis paklausos kintamumas. Dėl šių priežasčių tikslus paklausos įvertinimas ir prognozavimas tampa svarbia restoranų veiklos planavimo dalimi. Pastaraisiais metais šią užduotį palengvina skaitmenizacijos plėtra, leidžianti restoranams kaupti ir analizuoti daugiau veiklos duomenų. Tai sudaro prielaidas taikyti duomenimis grįstus metodus, siekiant geriau suprasti paklausos dėsningumus ir tiksliau planuoti restoranų veiklą. Toliau aptariami pagrindiniai veiksniai, darantys įtaką restoranų paklausai.

1.1.2. Restoranų paklausos savybės ir ją lemiantys veiksniai

Restoranų paklausa pasižymi dideliu kintamumu ir priklauso nuo įvairių vidinių bei išorinių veiksnių. Šie veiksniai gali būti susiję su laiku, ekonomine aplinka, klientų elgsena ar pačių restoranų taikomomis strategijomis. Dėl šios priežasties restoranų paklausos analizė reikalauja atsižvelgti į įvairius veiksnius. Šiame skyrelyje plačiau aptariami skirtingi restoranų paklausai įtaką darantys veiksniai.

Becker’io namų ūkio gamybos teorija išplečia klasikinę paklausos teoriją ir nagrinėja, kaip kainos, pajamos, demografiniai veiksniai ir laiko ribotumas daro įtaką namų ūkio pirkimams, pavyzdžiui, maisto produktams [8]. Anot šio namų ūkio elgsenos ekonominio modelio, vartojimo sąnaudos gali apimti ne tik kainas, bet ir laiką, praleidžiamą valgant, ruošiant maistą bei tvarkantis po valgio. Todėl namų ūkis nuolat sprendžia, ar skirti laiko visiems valgymo veiklos aspektams (t. y. ruošti maistą namuose), ar kai kuriuos aspektus, pavyzdžiui, ruošimą, perduoti kitiems (t. y. valgyti restorane) [9]. Šį sprendimą paprastai priima namų ūkio vadovas. Remiantis Becker’io modeliu, namų ūkio vadovu galima laikyti asmenį, kuris yra atsakingas už apsipirkimą, maisto gaminimą, valymą ir kitus namų ruošos darbus [8]. Ankstesnė literatūra svarbiais veiksniais restoranų paklausai laiko namų ūkio pajamas, namų ūkio vadovo laiko trūkumą dėl darbo apkrovos, namų ūkio vadovo amžių,

namų ūkio narių skaičių, namų ūkio vadovo išsilavinimo lygį bei namų ūkio gyvenamąją vietovę [9].

Kalbant apie ekonominius veiksnius, pastebėta, kad namų ūkiai dažniau renkasi maistą ne namuose, nes jų vadovas dirba ilgiau. Nustatyta, kad išlaidos greitam maistui didėja proporcingai su namų ūkio galvos darbo valandų skaičiumi [9]. Be to, namų ūkiai, kurių pajamos yra didesnės, paprastai daugiau išleidžia prekėms ir paslaugoms, įskaitant laisvalaikį ir maitinimo paslaugas. Kartu su papildomomis laisvalaikio galimybėmis, didesnes pajamas gaunantys namų ūkiai taip pat gali įsigyti įvairesnių produktų ir kitų maitinimo paslaugų. Nustatyta, kad didesnes pajamas gaunantys namų ūkiai daugiau išleidžia tiek greito maisto, tiek pilną aptarnavimą teikiančių restoranų patiekalams ir užkandžiams [10, 11]. Visgi tradiciniai restoranai labiau reaguoja į pajamų augimą nei greitojo maisto įstaigos. 10 % vienam gyventojui tenkančių pajamų padidėjimas paprastai lemia 6,4 % išlaidų padidėjimą tradiciniuose restoranuose, palyginti su vos 3,2 % padidėjimu greitojo maisto įstaigose [9]. Kitas tyrimas parodė, kad bendrasis vidaus produktas buvo teigiamai susijęs su restoranų pardavimais. Priešingai, palūkanų norma ir vartotojų kainų indeksas (VKI) neturėjo reikšmingos koreliacijos su pardavimais [12]. Reikšmingą vaidmenį atlieka ir kiti ekonominiai aspektai, kaip nekilnojamojo turto kainos, kurios gali turėti įtakos tiek restoranų kainodarai, tiek jų gebėjimui veikti konkrečioje vietovėje [6]. Taigi, prognozuojant restoranų paklausą svarbu atsižvelgti į tokius ekonominius rodiklius, kurie atspindi populiacijos perkamąją galią – bendrasis vidaus produktas, vidutinis darbo užmokestis, vidutinės namų ūkio pajamos, užimtumo ir nedarbo lygis, infliacija.

Be įprastų ekonominių veiksnių, restoranų paklausą gali reikšmingai paveikti ir staigūs išoriniai sukrėtimai, tokie kaip ekonominės krizės ar pandemijos. COVID-19 pandemija turėjo itin stiprų poveikį restoranų sektoriui, nes dėl taikomų ribojimų buvo apribotas fizinis lankytojų srautas, o kai kuriais laikotarpiais restoranų veikla buvo visiškai sustabdyta [2]. Dėl to ženkliai sumažėjo valgymo vietoje paklausa, tačiau išaugo maisto išsinešimo ir pristatymo paslaugų poreikis. Be to, pandemija pakeitė vartotojų elgseną – padidėjo dėmesys saugumui, higienai bei skaitmeniniams sprendimams, o nemaža dalis šių pokyčių išliko ir po ribojimų panaikinimo [1]. Panašiai ir ekonominių nuosmukių laikotarpiais mažėjanti gyventojų perkamoji galia gali lemti sumažėjusias išlaidas maitinimo paslaugoms arba paskatinti vartotojus rinktis pigesnes alternatyvas. Todėl analizuojant restoranų paklausą svarbu atsižvelgti ne tik į įprastus ekonominius rodiklius, bet ir į galimus staigius išorinius pokyčius, kurie gali reikšmingai pakeisti paklausos struktūrą.

Restoranų paklausą netiesiogiai gali veikti ir politiniai bei teisiniai veiksniai. Pavyzdžiui, pridėtinės vertės mokesčio (PVM) tarifų pokyčiai, darbo teisės reguliavimas, minimalaus darbo užmokesčio didinimas ar visuomenės sveikatos reikalavimai gali paveikti restoranų veiklos sąnaudas ir kainodarą. Didėjant veiklos sąnaudoms restoranai dažnai yra priversti koreguoti kainas, o tai gali mažinti vartotojų paklausą, ypač kainai jautresniuose rinkos segmentuose. Be to, tam tikri reguliaciniai pokyčiai gali turėti įtakos restoranų darbo organizavimui, paslaugų prieinamumui ar veiklos apimtims, todėl netiesiogiai paveikti klientų pasirinkimus ir paklausos lygį. Pavyzdžiui, COVID-19 pandemijos metu taikyti veiklos ribojimai reikšmingai sumažino klientų srautus maitinimo įstaigose. Viename tyrime [13] buvo nustatyta, jog 1 % išaugęs naujų COVID-19 atvejų skaičius lėmė vidutiniškai 0,0556

% mažesnę dienos restoranų paklausą, o gyventojų buvimo namuose reikalavimai buvo susiję su 3,25 % restoranų paklausos sumažėjimu.

Kita veiksnių grupė, veikianti restoranų paklausą, yra demografiniai veiksniai. Pastebėta, kad namų ūkyje gyvenančių žmonių skaičius gali turėti įtakos jo poreikiui maitintis ne namuose, o maitinimo įstaigoje. Pirma, didėjant namų ūkio narių skaičiui, namuose ruošiamas maistas gali tapti pigesnis pasirinkimas. Pavyzdžiui, namuose ruošti maistą vienam asmeniui gali užtrukti 20 minučių, o keturiems žmonėms – 30 minučių. Todėl ruošdamas maistą namuose, didesnis namų ūkis taip pat gali sutaupyti, pirkdamas didesnius produktų kiekius, nes vieneto kaina tampa mažesnė [9]. Tad vieno asmens namų ūkiai greičiausiai patirs didžiausias laiko ir finansines išlaidas valgant namuose, o didesni namų ūkiai patirs mažesnes išlaidas vienam gyventojui. Antra, pastebėta, kad namų ūkiai, kurių atsakingieji asmenys turi aukštąjį išsilavinimą, paprastai restoranuose išleidžia daugiau [9]. Todėl tokie rodikliai kaip vidutinis namų ūkio dydis, namų ūkių, sudaryto iš vieno asmens, skaičius bei išsilavinimo lygis gali būti naudingi prognozuojant restoranų paklausą.

Be ilgalaikių ekonominių ir demografinių veiksnių, restoranų paklausą reikšmingai veikia ir trumpalaikiai veiksniai, susiję su laiku, kalendoriniais efektais, renginiais bei oro sąlygomis. Klientų srautai gali reikšmingai skirtis priklausomai nuo paros laiko, savaitės dienos ar metų sezono. Pavyzdžiui, daugelyje restoranų didžiausi klientų srautai fiksuojami pietų ir vakarienės metu. Taip pat savaitgaliais paklausa dažnai gali būti didesnė nei darbo dienomis. Visgi restorano vieta ir kontekstas taip pat turi būti įvertintas. Pavyzdžiui, restoranai, įsikūrę verslo centruose, gali pastebėti ryškų paklausos augimą ties 12–13 val., o miesto centre esantis prabangus restoranas didesnio klientų srauto labiau tikėtųsi vakare. Paklausą taip pat gali paveikti masinių renginių dienos, pavyzdžiui netoliese koncerto salės esantys restoranai gali susilaukti didesnio srauto lankytojo renginiui pasibaigus [5]. Trumpalaikius paklausos svyravimus taip pat gali lemti sporto renginiai, miesto šventės, ilgieji savaitgaliai ar mokinių atostogos, kurie laikinai pakeičia potencialių klientų srautus konkrečioje vietovėje. Be to, paklausą gali veikti ir valstybinės šventės ar tokios šventės, kurių metu yra įprasta lankytis restoranuose, pavyzdžiui Šv. Valentino diena. Paklausos kaita laike gali pasireikšti ir dėl oro sąlygų bei temperatūros pokyčių, nes šie veiksniai veikia vartotojų norą valgyti ne namuose [14]. Pavyzdžiui, šiltas ir saulėtas oras gali padidinti restoranų lankomumą, ypač tų, kuriuose yra lauko staliukai, o stiprus lietus ar ekstremalios temperatūros gali sumažinti paklausą valgyti vietoje ir padidinti užsakymų išsinešti ar pristatyti skaičių.

Be minėtų išorinių laiko veiksnių restoranų paklausą taip pat reikšmingai veikia laukimo laikas. Laukimo laikas gali būti suprantamas kaip papildomos sąnaudos, kurias klientas patiria rinkdamasis restoraną. Ilgesnis laukimo laikas dažnai mažina tikimybę, kad klientas pasirinks konkretų restoraną, ypač spontaniškų apsilankymų atveju, kai vartotojai yra linkę rinktis greičiau aptarnaujančias alternatyvas [6]. Vis dėlto laukimo laiko poveikis paklausai nėra vienareikšmis. Tam tikrais atvejais didesnis klientų srautas ir susiformavusios eilės gali būti suvokiamos kaip restorano populiarumo ar aukštos kokybės signalas, todėl gali net padidinti kitų klientų susidomėjimą. Tyrėjai nustatė, kad ypač į turistus orientuotuose restoranuose klientai teikia pirmenybę tiems, kuriuose yra ilgesnės eilės [15]. Kiti tyrėjai patvirtino, kad eilės gali turėti teigiamą poveikį ypač tiems klientams, kurie neturi pakankamai informacijos apie tam tikrą restoraną [16, 17]. Taigi, laukimo laikas gali veikti

tiek kaip paklausą mažinantis, tiek kaip ją didinantis veiksnys, priklausomai nuo konteksto. Svarbu pažymėti, kad laukimo laikas yra glaudžiai susijęs su restorano pajėgumais ir veiklos organizavimu. Esant dideliam klientų srautui, riboti ištekliai, tokie kaip stalų skaičius ar virtuvės pajėgumas, gali lemti aptarnavimo vėlavimus [6]. Tai ypač aktualu restoranams piko metu, kai paklausos šuoliai gali sukelti pajėgumų apribojimus ir lemti nepatenkintą paklausą.

Tarp vidinių veiksnių, darančių įtaką restoranų paklausai, yra meniu struktūra ir pasiūla. Meniu formuoja vartotojų pasirinkimo galimybes ir gali tiesiogiai veikti tiek klientų pritraukimą, tiek jų išlaidų dydį. Platesnis meniu gali padidinti tikimybę patenkinti skirtingus vartotojų poreikius, tačiau tuo pačiu metu gali apsunkinti pasirinkimo procesą ir prailginti aptarnavimo laiką [6]. Pavyzdžiui, restoranas siūlantis vegetariškų ar veganiškų patiekalų pasirinkimą gali sulaukti didesnės paklausos nei restoranai nesiūlantys tokių pasirinkimų. Be to, meniu dizainas, kainų struktūra bei patiekalų pateikimas gali turėti įtakos vartotojų sprendimams, skatindami rinktis tam tikrus produktus ar didinti bendrą užsakymo vertę [18]. Meniu yra glaudžiai susijęs ir su restorano pozicionavimu rinkoje – pavyzdžiui, ar restoranas orientuojasi į greitą aptarnavimą, ar į aukštesnės kokybės, ilgesnio laiko patirtį. Todėl meniu sprendimai gali ne tik atspindėti esamą paklausą, bet ir aktyviai ją formuoti.

Restoranų paklausą taip pat tiesiogiai veikia kainodara ir taikomos nuolaidos. Remiantis klasikiniu paklausos dėsniu [19], didėjant kainai vartotojų paklausa paprastai mažėja, nors poveikio stiprumas priklauso nuo restorano tipo, klientų lojalumo ir galimų alternatyvų. Pavyzdžiui, greitojo maisto restoranų klientai dažnai yra jautresni kainų pokyčiams nei aukštesnės klasės restoranų lankytojai, kuriems svarbi ne tik kaina, bet ir bendra paslaugos patirtis. Trumpalaikėje perspektyvoje paklausą gali reikšmingai paveikti siūlomos akcijos, kuponai ar lojalumo programos, kurios dažnai skatina papildomus apsilankymus, didina užsakymų skaičių arba užsakymo dydį. Be to, laikinos nuolaidos gali paskatinti dalį vartotojų pakeisti apsilankymo laiką ar pasirinkti restoraną vietoje konkuruojančių alternatyvų. Todėl kainodaros sprendimai yra svarbi priemonė valdant klientų srautus ir paklausos intensyvumą skirtingais laikotarpiais.

Kitas restoranų paklausą lemiantis veiksnys yra jų geografinė vieta. Ankstesni tyrimai rodo, kad restorano lokacija gali būti vienas pagrindinių veiksnių, lemiančių jo sėkmę [20]. Restorano vieta daro tiesioginę įtaką potencialių klientų srautams, jų pasirinkimo galimybėms bei lankymosi dažnumui, todėl ji yra glaudžiai susijusi su paklausos formavimusi. Lokacijos patrauklumą lemia įvairūs veiksniai. Pirmiausia, svarbus gyventojų populiacijos dydis ir demografinė struktūra, nes didesnė potencialių klientų koncentracija dažniausiai lemia ir didesnę paklausą. Nors restorano vieta dažnai laikoma santykinai pastoviu veiksniu, svarbu atsižvelgti ir į jos dinaminį pobūdį. Vietovės charakteristikos gali kisti laikui bėgant dėl urbanistinės plėtros, demografinių pokyčių ar naujų verslų atsiradimo [6]. Pavyzdžiui, teritorija, kuri anksčiau nebuvo laikoma patrauklia restoranų veiklai, ilgainiui gali tapti intensyvaus lankytojų srauto zona. Tokie pokyčiai lemia, kad restoranų paklausa nėra statiška ir gali reikšmingai keistis net ir toje pačioje lokacijoje. Ne mažiau svarbūs yra ir prieinamumo veiksniai, pavyzdžiui, patogus susisiekimas, parkavimo galimybės bei eismo sąlygos aplink restoraną. Lengvas pasiekiamumas didina tikimybę, kad vartotojai pasirinks konkretų restoraną, ypač kasdienėse situacijose, pavyzdžiui, pietų metu [6]. Be to, restorano matomumas taip pat turi reikšmės – tai apima ne tik fizinį matomumą gatvėje, bet ir

skaitmeninį matomumą tokiose platformose kaip „Google Maps“ ar kitose navigacijos sistemose, kurios vis dažniau naudojamos restoranų paieškai.

Svarbus veiksnys yra ir konkurencinė aplinka. Didelis restoranų tankis tam tikroje teritorijoje gali turėti dvejopą poveikį paklausai: viena vertus, konkurencija gali sumažinti individualaus restorano klientų srautus, tačiau kita vertus, tokios vietovės gali tapti patrauklios vartotojams kaip gastronominės zonos, pritraukiančios didesnį bendrą lankytojų skaičių [6]. Paslaugų, išskyrus restoranus, pavyzdžiui, prekybos centrų, parkų, bendruomenės centrų, baseinų, ligoninių, sporto klubų, šventinių salių ar teatrų, tipas ir kiekis netoli restorano vietos taip pat gali būti geras latentinės paklausos rodiklis. Be to, restoranų paklausa formuojasi ne izoliuotai, o vartotojams renkantis iš kelių alternatyvų. Klientai dažnai vertina ne tik vieno restorano savybes, bet ir lygina jas su kitų restoranų pasiūlymais, atsižvelgdami į kainą, lokaciją, meniu įvairovę ar laukimo laiką [6]. Todėl paklausa konkrečiam restoranui priklauso ne tik nuo jo savybių, bet ir nuo konkurentų pasiūlos bei bendro pasirinkimo konteksto.

Be tokių fizinių veiksnių, kaip lokacija ar konkurencinė aplinka, restoranų paklausos formavimuisi vis didesnę įtaką daro ir skaitmeninė aplinka. Tokios platformos kaip „Uber Eats“, „Wolt“ ar „Bolt Food“ iš esmės keičia vartotojų pasirinkimo procesą, nes sumažina paieškos kaštus ir leidžia lengvai palyginti skirtingus restoranus pagal kainą, pristatymo laiką, atsiliepimus ar siūlomą meniu [6]. Dėl šių platformų vartotojai tampa mažiau priklausomi nuo fizinės lokacijos, nes gali rinktis restoranus, esančius toliau nuo jų buvimo vietos. Tai išplečia konkurencinę aplinką ir padidina spaudimą restoranams diferencijuotis bei konkuruoti ne tik kainomis, bet ir paslaugų kokybe ar pristatymo greičiu [6]. Be to, skaitmeninės platformos suteikia restoranams galimybę rinkti detalius duomenis apie vartotojų elgseną, tokius kaip užsakymų dažnis, pasirinkti patiekalai ar užsakymo laikas. Šie duomenys gali būti naudojami ne tik rinkodaros sprendimams, bet ir paklausai modeliuoti bei prognozuoti.

Vartotojų atsiliepimai ir įvertinimai taip pat yra svarbus paklausos veiksnys. Teigiami atsiliepimai gali didinti klientų pasitikėjimą ir skatinti naujų klientų pasirinkimą, o neigiami – mažinti paklausą [6, 21]. Šiais laikais šis veiksnys yra itin svarbus, nes klientai dažnai remiasi kitų vartotojų patirtimi priimdami sprendimus. Be to, vartotojų nuomonę ir galiausiai paklausą gali veikti ir rinkodaros kampanijos, kurios didina restorano žinomumą, formuoja jo įvaizdį bei skatina vartotojų susidomėjimą ir apsilankymo ketinimus [5]. Tikslingai nukreiptos reklamos ar specialūs pasiūlymai gali paskatinti tiek naujų klientų pritraukimą, tiek esamų klientų grįžimą, taip tiesiogiai veikdami paklausos apimtis.

Remiantis moksline literatūra matyti, kad restoranų paklausa priklauso nuo įvairių veiksnių, kuriuos galima suskirstyti į keletą pagrindinių kategorijų. Tarp jų yra ekonominiai, demografiniai, geografiniai, laiko, restorano veiklos, konkurencinės aplinkos, technologiniai, gamtiniai bei su vartotojais susiję veiksniai. Aptarti veiksniai, darantys įtaką restoranų paklausai, taip pat yra pateikti lentelėje (žr. 1 lentelė).

1 lentelė. Restoranų paklausai įtaką darantys veiksniai

Veiksnių grupė	**Veiksniai**
Ekonominiai veiksniai	Bendrasis vidaus produktas, vidutinis darbo užmokestis, vidutinės namų ūkio pajamos, užimtumo lygis, nedarbo lygis, infliacija, ekonominės krizės.
Demografiniai veiksniai	Vidutinis namų ūkio dydis, namų ūkių, sudaryto iš vieno asmens, skaičius, išsilavinimo lygis, populiacijos dydis.
Politiniai, teisiniai veiksniai	Pridėtinės vertės mokesčio (PVM) tarifų pokyčiai, darbo teisės reguliavimas, minimalaus darbo užmokesčio pokyčiai, visuomenės sveikatos ir higienos reikalavimai.
Geografiniai veiksniai	Restorano lokacija, atstumas iki miesto centro, atstumas iki konkurentų, automobilių stovėjimo aikštelės prieinamumas, eismo srautai, viešojo transporto prieinamumas.
Laiko veiksniai	Paros laikas, savaitės diena, metų laikas, šventinės dienos, spec. įvykių dienos.
Restorano veiklos ir pasiūlos veiksniai	Restorano, virtuvės pajėgumai, personalo dydis, staliukų skaičius, meniu struktūra ir pasiūla, pristatymo galimybė, užsakymo būdas (vietoje ar pristatymas į namus), restorano rinkodaros veiksmai, pozicionavimas, kainodara, teikiamos nuolaidos, lojalumo programos.
Konkurencinės aplinkos veiksniai	Konkurentų tankis teritorijoje, kitų paslaugų tankis teritorijoje.
Technologiniai veiksniai	Matomumas „Google Maps“ ar kitose navigacijos sistemose, maisto užsakymo ir pristatymo platformose, maisto gaminimo technologijos.
Gamtiniai veiksniai	Krituliai, debesuotumas, temperatūra.
Su vartotojais susiję veiksniai	Atsiliepimai, įvertinimai, vartotojo tipas.

Dėl šių įvairių veiksnių restoranų paklausa pasižymi dideliu nepastovumu ir sudėtinga dinamika. Tai kelia iššūkius restoranų veiklos planavimui ir didina paklausos prognozavimo svarbą. Toliau aptariama, kokią reikšmę paklausos prognozavimas turi restoranų veiklos valdyme.

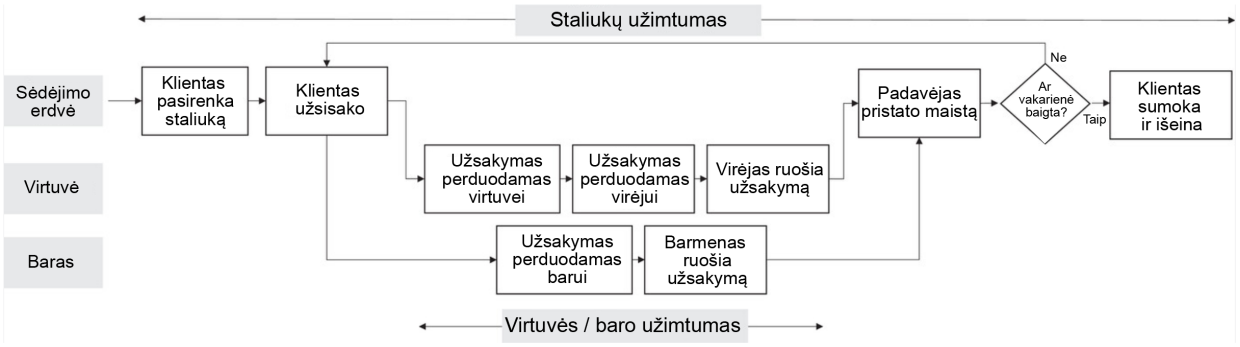
1.1.3. Paklausos prognozavimo svarba restoranų veiklos valdyme

Restoranų paklausos prognozavimas yra itin svarbi restoranų veiklos valdymo dalis, nes šiame sektoriuje paklausa yra sunkiai nuspėjama, pasižymi ryškiais svyravimais laike ir yra glaudžiai susijusi su ribotais veiklos pajėgumais. Dėl šių priežasčių netikslus paklausos įvertinimas gali lemti tiek prarastas pajamas dėl neaptarnautų klientų, tiek perteklines sąnaudas dėl neefektyvaus išteklių panaudojimo. Situaciją dar labiau išryškino 2020 m. pradžioje kilusi COVID-19 pandemija, kurios metu restoranų sektorius patyrė reikšmingus veiklos sutrikimus ir ekonominius nuostolius, o dalis įmonių buvo priverstos nutraukti veiklą

[2]. Šie iššūkiai atskleidė poreikį efektyviau planuoti veiklą ir priimti duomenimis grįstus sprendimus. Šiame skyrelyje nagrinėjama, kodėl tikslus paklausos prognozavimas yra svarbi sąlyga efektyviam restoranų veiklos valdymui ir rizikos mažinimui.

Pirmiausia, paklausą restoranų sektoriuje galima vertinti skirtingais būdais, dažniausiai – pagal pardavimus arba lankytojų skaičių. Šiuo atveju pardavimai – tai pajamos, gaunamos parduodant maistą ir gėrimus restorane, o lankytojai – tai bendras svečių, kurie tam tikrą dieną ar laikotarpį lankosi restorane, skaičius [5]. Restoranuose pardavimų prognozavimas padeda valdyti atsargas ir planuoti bendrą biudžetą, o lankytojų srautų prognozavimas yra ypač svarbus planuojant personalo darbo grafikus bei kasdienes operacijas [5]. Svarbus restoranų veiklos aspektas yra ne tik klientų skaičius, bet ir jų buvimo trukmė [22]. Gebėjimas tiksliai prognozuoti, kiek laiko klientai praleis restorane, leidžia efektyviau planuoti rezervacijas bei tiksliau įvertinti laukimo laiką spontaniškai atvykstantiems klientams. Rezervacijos yra ypač svarbios, nes suteikia galimybę iš anksto valdyti paklausą ir planuoti pajėgumų panaudojimą.

Be to, restorano veiklos efektyvumui itin svarbu suderinti pasiūlą arba restorano pajėgumus su numatoma bendra paklausa. Tipiniame restorane galima išskirti kelias pagrindines veiklos zonas, tokias kaip valgomoji salė, virtuvė ir kai kuriais atvejais baras, kurių veikla yra tarpusavyje glaudžiai susijusi. Restorano pralaidumas ir klientų aptarnavimo trukmė priklauso nuo šių zonų išteklių sąveikos, įskaitant stalų skaičių, personalo kiekį bei jų darbo organizavimą. Be to, taktiniai ir operaciniai sprendimai, pavyzdžiui, meniu struktūra ar patiekalų sudėtingumas, taip pat daro įtaką bendram pajėgumui [6]. Klientų aptarnavimo procesas apima kelis etapus – nuo užsakymo pateikimo iki aptarnavimo ir išvykimo, o kiekviename etape gali susidaryti pajėgumų apribojimai (žr. 2 pav.). Tai gali riboti bendrą restorano pralaidumą, todėl tikslus paklausos prognozavimas yra būtinas siekiant optimizuoti išteklių paskirstymą, išvengti pajėgumų trūkumo arba pertekliaus ir užtikrinti sklandų restoranų veiklos organizavimą. Tikslus paklausos prognozavimas taip pat padeda mažinti maisto švaistymą, kuris yra reikšminga problema restoranų sektoriuje tiek ekonominiu, tiek aplinkosauginiu požiūriu.



2 pav. Skirtingų restorano aplinkų sąveika [6]

Be operacinių sprendimų, paklausos prognozavimas taip pat svarbus ir strateginiame lygmenyje. Praktikoje restoranų paklausos potencialo vertinimui vis dažniau pasitelkiami pažangūs duomenų analizės įrankiai. Pavyzdžiui, „Starbucks“ naudoja vidinę kartografijos ir verslo analitikos platformą „Atlas“, kuri leidžia įvertinti potencialias naujų restoranų vietas

remiantis įvairiais paklausą lemiančiais veiksniais: gyventojų demografija, pajamų lygiu, gyventojų tankumu, konkurentų buvimu, eismo srautais bei viešojo transporto prieinamumu [6]. Taikant statistinio modeliavimo metodus, galima įvertinti tikėtinus klientų srautus ir jų išlaidas konkrečioje vietovėje, o tai leidžia prognozuoti potencialią paklausą dar prieš priimant sprendimą dėl restorano įkūrimo. Panašius sprendimus taiko ir kiti rinkos dalyviai, pavyzdžiui, „Dunkin‘ Donuts“, kurie analizuoja demografinius ir konkurencinius duomenis siekdami įvertinti skirtingų lokacijų patrauklumą [6]. Vis dėlto įvertinti naują paklausą atidarius naują objektą yra sudėtinga, nes tiksli informacija apie konkurentų paklausą nėra žinoma. Be to, sunku numatyti būsimą naujų konkurentų įėjimą į rinką ar esamų rinkos dalyvių pasitraukimą iš jos.

Paklausos prognozavimas taip pat atlieka svarbų vaidmenį didinant restoranų pajamas ir optimizuojant kainodarą. Kainos nustatymas yra vienas svarbiausių restoranų sprendimų, nes net nedideli kainos pokyčiai gali reikšmingai paveikti paklausą. Dinaminė kainodara, apibrėžiama kaip kainų koregavimas atsižvelgiant į paklausos svyravimus, laiką ar rinkos sąlygas, yra tapusi svarbiu įrankiu, leidžiančiu optimizuoti verslo pajamas ir konkurencingumą [23]. Tyrimuose pabrėžiama, kad kainos gali būti diferencijuojamos pagal dienos ar savaitės laiką, sezoną, konkurentų kainas bei paklausos lygį [24]. Tikslios paklausos prognozės įgalina efektyviai taikyti šiuos principus praktikoje. Pavyzdžiui, didelės paklausos laikotarpiais kainos gali būti didinamos, siekiant maksimaliai išnaudoti klientų srautą, o mažesnės paklausos metu gali būti taikomos skatinimo priemonės, tokios kaip nuolaidos ar specialūs pasiūlymai, taip didinant bendrą paklausą. Taip paklausos prognozavimas leidžia ne tik geriau planuoti veiklą, bet ir optimizuoti pajamas, atsižvelgiant į kainos elastingumą. Be to, paklausos prognozavimas leidžia efektyviau planuoti rinkodaros kampanijų laiką, nukreipiant jas į laikotarpius, kai paklausa yra mažesnė, taip subalansuojant klientų srautus ir didinant bendrą veiklos efektyvumą.

Nors paklausos prognozavimo svarba restoranų sektoriuje yra akivaizdi, mokslinėje literatūroje šiai sričiai skiriama sąlyginai mažiau dėmesio nei turizmo ar viešbučių sektoriui, o apibendrinančių tyrimų vis dar trūksta [5]. Tai rodo, kad restoranų paklausos prognozavimas išlieka aktuali ir dar nepakankamai išplėtota tyrimų sritis. Be to, restoranų paklausos sudėtingumas ir priklausomybė nuo daugelio veiksnių rodo, kad paklausa gali būti laikoma daugiamate funkcija, priklausančia nuo laiko, kainos, vartotojų elgsenos ir aplinkos sąlygų. Atsižvelgiant į restoranų paklausos sudėtingumą, dinamiškumą ir aukštą neapibrėžtumą, tampa svarbu taikyti pažangius prognozavimo metodus, kurie aptariami kitame poskyryje.

1.2. Paklausos prognozavimo metodai

1.2.1. Laiko eilučių analizė ir paprastieji prognozavimo metodai

Istoriškai restoranų vadovai lankytojų skaičių prognozuodavo, remdamiesi savo nuomone ar patirtimi. Restoranų pardavimų prognozavimas buvo grindžiamas subjektyviais ar intuicija paremtais sprendimais ir net 1990-aisiais šis metodas buvo taikomas didžiojoje dalyje restoranų sektoriaus verslų [25]. Nors ekspertinės įžvalgos, paremtos restorano vadovų patirtimi, yra svarbios, tiksliai prognozei to nepakanka. Restoranų paklausos prognozavimas yra sudėtinga užduotis, nes jai įtaką daro daugybė veiksnių, todėl subjektyvūs metodai

tampa netikslūs [22]. Siekiant pagerinti paklausos prognozių tikslumą, buvo pasiūlyti įvairaus sudėtingumo prognozavimo algoritmai [26, 27]. Šiame skyrelyje apžvelgiami paprasčiausi paklausos prognozavimo metodai.

Kalbant apie paklausos prognozavimą, pirmiausia svarbu apibrėžti laiko eilučių sąvoką. Laiko eilutė – tai stebėjimų, užfiksuotų tam tikru metu, rinkinys [28]. Kiti autoriai teigia, kad laiko eilutę galima įsivaizduoti kaip stebėjimų sąrašą, kur stebėjimai yra pateikti skaitine išraiška ir prie kurių yra pridėta informacija apie tai, kada tie stebėjimai buvo užfiksuoti [29]. Laiko eilutė gali būti apibrėžiama kaip stochastinis procesas Y_t, $t \in T$, kur t žymi laiką, o Y_t – stebimą reikšmę tuo momentu. Kitaip tariant, laiko eilutė – tai nuo laiko priklausoma funkcija. Restoranų kontekste laiko eilutėmis laikomi nuosekliai laike fiksuojami rodikliai, tokie kaip transakcijų skaičius ar lankytojų srautas per dieną. Laiko eilutėms dažnai būdinga autokoreliacija, kai ankstesni laikotarpiai daro įtaką vėlesniems. Be to, prognozavimo kontekste itin svarbi savybė yra stacionarumas. Silpnai stacionari laiko eilutė pasižymi tuo, kad jos vidurkis yra pastovus $E(Y_t) = m$, o autokovariacija priklauso tik nuo laiko skirtumo, t. y. $R(t, s) = R(\tau)$, kur $\tau = s - t$ [28]. Ši savybė leidžia remtis praeities duomenimis darant prielaidas apie laiko eilutės elgseną ateityje. Vis dėlto praktikoje stacionarumo sąlygą yra gana sunku patikrinti. Remiantis laiko eilutės grafiku, galima įvertinti, ar vidurkis ir dispersija laikui bėgant išlieka pastovios, taip pat ar nėra struktūrinių pokyčių, pavyzdžiui, sezoniškumo ar ilgalaikės tendencijos. Visgi šis stacionarumo įvertinimo metodas yra subjektyvus ir paprastai naudojamas kaip pirmas žingsnis, o vėliau pasitelkiami statistiniai testai, pavyzdžiui „Augmented Dickey-Fuller“ (ADF) testas ar „Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin“ (KPSS) testas [30, 31].

Praktikoje laiko eilutės dažnai nėra stacionarios, todėl prieš taikant tam tikrus prognozavimo metodus būtina jas transformuoti. Vienas dažniausiai naudojamų metodų yra diferencijavimas, kai analizuojami ne pačios laiko eilutės reikšmės, o jų pokyčiai tarp laikotarpių, kaip nurodyta formulėje (1). Tai leidžia pašalinti tendenciją ir pasiekti stacionarumą.

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}; \quad (1)$$

čia ΔY_t – laiko eilutės reikšmės pokytis laikotarpiu t, Y_t – stebima reikšmė laiko momentu t, Y_{t-1} – ankstesnė stebima reikšmė.

Kitas dažnai taikomas metodas yra transformacijos, pavyzdžiui, logaritminė ar „Box-Cox“ transformacija, kurios padeda stabilizuoti dispersiją [28]. Taip pat stacionarumui pasiekti gali būti taikomas tendencijos ir sezoniškumo pašalinimas, naudojant laiko eilutės išskaidymą.

Laiko eilutėms būdingos pagrindinės struktūrinės komponentės – ilgalaikė tendencija, sezoniškumas ir atsitiktiniai svyravimai. Tendencija apibūdina ilgalaikę laiko eilutės raidą, kuri gali būti didėjanti, mažėjanti arba kintanti neperiodiškai. Dažniausiai išskiriamos tiesinė ir eksponentinė tendencijos formos. Sezoniškumas – tai reguliariai pasikartojanti trumpalaikė komponentė, pasižyminti pastoviu periodiškumu. Pavyzdžiui, mėnesinis sezoniškumas pasikartoja 12 kartų per metus. Sezoninius svyravimus dažniausiai lemia išoriniai veiksniai, tokie kaip gamtinės sąlygos ar kalendoriniai ciklai. Trečioji komponentė – atsitiktiniai svyravimai, dar vadinami liekanomis, kurie apima tą laiko eilutės dalį, kurios negalima paaiškinti nei tendencija, nei sezoniškumu. Siekiant detaliau analizuoti laiko

eilutės struktūrą, dažnai taikomas laiko eilučių išskaidymas (angl. *decomposition*) [29]. Išskaidymo metodus apima sumos ir sandaugos modeliai, kurie apibrėžiami:

$$Y_t = T_t + S_t + R_t; \quad (2)$$

$$Y_t = T_t \cdot S_t \cdot R_t; \quad (3)$$

čia Y_t– stebima reikšmė laiko momentu t, T_t – tendencijos komponentė, S_t – sezoninė komponentė, o R_t – atsitiktinių svyravimų (liekanų) komponentė.

Laiko eilutės išskaidymas leidžia geriau suprasti atskirų komponentų įtaką bendram laiko eilutės elgesiui bei sudaro prielaidas tikslesnei paklausos prognozei, nes kiekviena komponentė gali būti modeliuojama atskirai.

Paprasčiausi laiko eilučių prognozavimo metodai – vidurkio prognozė (angl. *Mean forecast*), naivioji (angl. *naïve*) prognozė, sezoninė naivioji prognozė ir atsitiktinio klaidžiojimo su poslinkiu (angl. *Random Walk with Drift*) prognozė. Šie prognozavimo metodai dažnai naudojami kaip baziniai modeliai, pagal kuriuos yra vertinami sudėtingesni metodai. Toks palyginimas leidžia įvertinti, ar pažangesni modeliai iš tiesų suteikia papildomos prognozavimo naudos. Vidurkio metodo prognozėje būsimos reikšmės atitinka visų ankstesnių stebėjimų vidurkį [28]. Šis metodas neatsižvelgia į duomenų dinamiką ir dažniausiai taikomas tik tada, kai laiko eilutė neturi ryškios tendencijos ar sezoniškumo. Naivusis prognozavimo metodas grindžiamas prielaida, kad geriausia būsimos reikšmės prognozė yra paskutinė stebėta reikšmė, t. y. $\hat{Y}_{t+1} = Y_t$. Šis metodas yra ypač naudingas kaip atskaitos taškas, nes jį sunku pranokti trumpalaikėse prognozėse. Jei laiko eilutė pasižymi sezoniškumu, tinkamesnis – sezoninis naivusis metodas, kai prognozė atitinka praėjusio sezono reikšmę (pvz., praėjusios savaitės, praėjusio mėnesio, praėjusių metų arba atitinkamos savaitės prieš metus) [32]. Atsitiktinio klaidžiojimo su poslinkiu prognozė leidžia įtraukti pastovią tendenciją į prognozę, darant prielaidą, kad laiko eilutė kinta pastoviu tempu. Šiuo atveju prognozė apskaičiuojama kaip paskutinė reikšmė, pakoreguota vidutiniu pokyčiu tarp laikotarpių [29].

Svarbu pažymėti, kad laiko eilutės prognozavimo tikslumas priklauso ne tik nuo pasirinktų metodų, bet ir nuo pačių duomenų savybių bei nagrinėjamo reiškinio pobūdžio. Prognozės tikslumas priklauso nuo to, kaip gerai suprantami nagrinėjamą reiškinį lemiantys veiksniai, kiek duomenų yra prieinama bei ar pačios prognozės neturi įtakos prognozuojamam procesui. Tikslios prognozės turėtų atspindėti tikruosius dėsningumus ir ryšius, esančius istoriniuose duomenyse, tačiau neturėtų atkartoti praeities įvykių, kurie ateityje gali nepasikartoti [29]. Dėl šios priežasties net ir paprasti metodai gali būti efektyvūs tam tikrose situacijose.

Laiko eilučių duomenys dažnai pasižymi triukšmingumu, nestabilumu ir sudėtingais laiko ryšiais, todėl jų modeliavimas yra sudėtingas uždavinys [33]. Papildomų iššūkių kelia ir skirtingi duomenų ėmimo intervalai, nes skirtingu dažniu surinkti duomenys gali pasižymėti nevienodais pasiskirstymais ir skirtingais dėsningumais [34]. Restoranų paklausos dinamika taip pat pasižymi tokiu sudėtingumu, todėl jai analizuoti ir prognozuoti dažniausiai reikalingi pažangesni metodai.

1.2.2. Pažangūs paklausos prognozavimo metodai

Nors paprastieji prognozavimo metodai yra naudingi kaip baziniai modeliai ir leidžia įvertinti sudėtingesnių modelių vertę, jie dažnai negeba atspindėti sudėtingos restoranų paklausos dinamikos. Restoranų paklausa yra veikiama daugelio tarpusavyje susijusių veiksnių, tokių kaip laikas, oro sąlygos, ekonominė aplinka, vartotojų elgsena ar atsitiktiniai įvykiai. Šių veiksnių sąveika dažnai yra netiesinė ir kintanti laike, todėl tradiciniai metodai, darantys stiprias prielaidas apie duomenų struktūrą, gali būti nepakankami tiksliai paklausai prognozuoti [22]. Šiame skyrelyje apžvelgiami klasikiniai statistiniai, mašininio ir giliojo mokymosi modeliai.

Tradiciniai prognozavimo metodai apima regresinius modelius (pvz., daugialypę ar „Poisson“ regresiją), eksponentinio glodinimo metodus (pvz., „Holt–Winters“ modelį) bei autoregresinius modelius, tokius kaip „AR“, „MA“ ar „ARIMA“. Regresiniai modeliai leidžia įvertinti ryšį tarp paklausos ir ją veikiančių veiksnių, tokių kaip kaina, laikas ar kiti išoriniai kintamieji, o „Poisson“ regresija dažniausiai taikoma modeliuojant diskrečius įvykius, pavyzdžiui, klientų srautą ar užsakymų skaičių [22]. Eksponentinio glodinimo metodai, pavyzdžiui, „Holt–Winters“ modelis, yra orientuoti į laiko eilučių komponenčių – tendencijos ir sezoniškumo – identifikavimą bei jų panaudojimą prognozuojant būsimas reikšmes. Autoregresiniai modeliai, slankiojo vidurkio modeliai ir jų kombinacijos, sudarančios „Box–Jenkins“ metodologiją, remiasi ankstesnių laiko eilutės reikšmių ir paklaidų analize, siekiant modeliuoti duomenų struktūrą ir generuoti prognozes [29]. Šie metodai plačiai taikomi praktikoje, tačiau jų galimybės yra ribotos, kai duomenyse egzistuoja sudėtingi netiesiniai ryšiai ar didelis kintamųjų skaičius.

Per pastaruosius tris dešimtmečius prognozavimo metodai sparčiai tobulėjo. Dauguma tyrimų buvo skirti modelių kūrimui ir prognozių tikslumo didinimui. Tyrimai rodo, kad mašininio mokymosi metodai, apdorodami didesnį duomenų kiekį, gali užtikrinti tikslesnes prognozes [5]. Tradiciniai statistiniai prognozavimo metodai yra grindžiami ta pačia strategija: daroma funkcinė prielaida apie stebimų duomenų ir įvairių veiksnių ryšį, o tada, remiantis istoriniais duomenimis, įvertinami šios funkcijos parametrai. Daugelis mašininio mokymosi metodų nėra griežtai apriboti iš anksto nustatytomis funkcinėmis formomis ir gali automatiškai identifikuoti sudėtingus ryšius tarp kintamųjų [22]. Tokie metodai kaip sprendimų medžiai, atsitiktinių miškų modeliai ar neuroniniai tinklai, geba atsižvelgti į kintamųjų sąveikas ir identifikuoti paslėptus dėsningumus dideliuose duomenų rinkiniuose [35]. Be to, šie metodai gali efektyviai integruoti skirtingų tipų duomenis, įskaitant laiko, kontekstinius ar elgsenos kintamuosius, o tai yra ypač svarbu restoranų paklausai prognozuoti. Visgi prognozės efektyvumas priklauso ne tik nuo pasirinkto algoritmo, bet ir nuo duomenų kokybės, požymių parinkimo bei tinkamo modelio derinimo. Todėl didesnis modelio lankstumas savaime negarantuoja geresnio rezultato.

Tyrime [36] lyginami neuroniniai tinklai (angl. *Artificial Neural Networks*, ANN) su tradiciniais metodais, tokiais kaip „Winters“ eksponentinio glodinimo metodas, „ARIMA“ modelis ir daugiamatė regresija. Gauti rezultatai parodė, kad ANN dažniausiai pasižymi geresniu prognozavimo tikslumu ir geba efektyviai atpažinti tendencijos bei sezoniškumo dėsningumus ir jų tarpusavio sąveikas. Vis dėlto, nepaisant privalumų, tinkamo neuroninio tinklo sukūrimas konkrečiam uždaviniui yra sudėtingas procesas. Jis apima tinkamos

architektūros parinkimą (paslėptų sluoksnių skaičių, neuronų skaičių kiekviename sluoksnyje ir jų tarpusavio ryšius), aktyvacijos funkcijų pasirinkimą, mokymo algoritmo parinkimą, pradinių svorių nustatymą bei mokymo stabdymo kriterijų apibrėžimą [22]. Šie rezultatai rodo, kad neuroniniai tinklai gali būti tinkami restoranų paklausai prognozuoti tais atvejais, kai svarbu modeliuoti ne tik atskiras laiko eilutės komponentes, bet ir jų tarpusavio sąveikas.

Kitame tyrime [37] buvo siekiama prognozuoti restoranų lankytojų skaičių COVID-19 laikotarpiu, naudojant trijų Japonijos restoranų tinklo duomenis. Autoriai taikė sprendimų miško regresiją, atsitiktinių miškų regresiją, gradiento stiprinimo regresiją (angl. *Gradient Boosting Regression*), sustiprinto sprendimų medžio regresiją (angl. *Boosted Decision Tree Regression*), Bajeso tiesinę regresiją (angl. *Bayesian Linear Regression*), žingsninės atrankos metodą (angl. *Stepwise Method*), neuroninius tinklus ir ilgalaikės trumpalaikės atminties tinklą (angl. *Long Short-Term Memory*, LSTM). Į modelius papildomai buvo įtraukti su pandemija susiję kintamieji, tokie kaip COVID-19 atvejų skaičius ir karantino apribojimai. Rezultatai parodė, kad šių kintamųjų įtraukimas reikšmingai pagerino prognozių tikslumą visais atvejais [37]. Nors vieno geriausio metodo nustatyti nepavyko, pastebėta, kad aukštus prognozavimo tikslumo rodiklius dažniau pasiekė ansambliniai metodai, tokie kaip gradiento sustiprinimo ir sustiprintų sprendimų medžių modeliai, taip pat giliojo mokymosi modeliai (ypač LSTM), priklausomai nuo duomenų apdorojimo strategijos. Tyrimas patvirtino, kad restoranų paklausos prognozavimo tikslumui svarbus ne tik pats modelis, bet ir aktualių išorinių kintamųjų įtraukimas į prognozavimo sistemą.

Literatūroje taip pat pastebima tendencija taikyti hibridinius modelius, kurie sujungia skirtingų metodų privalumus [5]. Praktikoje dažnai sunku nustatyti, ar vienas konkretus metodas prognozėms yra veiksmingesnis už kitus. Todėl tyrėjams sunku pasirinkti tinkamą prognozavimo modelį, atitinkantį jų konkrečias aplinkybes. Paprastai išbandomi įvairūs metodai ir pasirenkamas tas, kuris duoda tiksliausius rezultatus, tačiau galiausiai pasirinktas modelis ne visada yra geriausias sprendimas ateityje [22]. Modelio pasirinkimo problemą galima palengvinti taikant hibridinius modelius. Pavyzdžiui, statistiniai modeliai gali būti naudojami laiko eilučių struktūrinėms komponentėms identifikuoti, o mašininio mokymosi metodai – likusiems sudėtingiems ryšiams modeliuoti. Ši idėja buvo pasiūlyta straipsnyje [38], o vėliau ją nagrinėjo kiti prognozavimo srities mokslininkai. Kombinuoto metodų taikymo esmė yra ta, kad jei dviejų prognozavimo metodų klaidos yra neigiamai koreliuotos, tai jas sujungus bus sumažinta bendra prognozės paklaida [22]. Tai rodo, kad restoranų paklausos prognozavimo uždavinyje skirtingi modeliai gali fiksuoti nevienodus duomenų dėsningumus, todėl jų derinimas gali būti naudingas ypač esant sudėtingai ir nestabiliai aplinkai.

Ypatingas dėmesys pastaraisiais metais skiriamas giliojo mokymosi metodams, kurie yra viena iš mašininio mokymosi krypčių ir pasižymi gebėjimu savarankiškai išmokti sudėtingus duomenų dėsningumus bei modeliuoti sudėtingas priklausomybes [39]. Tai gali būti ypač naudinga restoranų paklausai prognozuoti, kadangi ji priklauso ne tik nuo naujausių stebėjimų, bet ir daugelio išorinių veiksnių bei ilgesnio laikotarpio dėsningumų. Be to, tradiciniai statistiniai prognozavimo modeliai turi ribotas skaičiavimo galimybes bei trūkumus, susijusius su nestacionarumo, netiesinių ryšių, triukšmo ir sudėtingų priklausomybių apdorojimu [39]. Nuolat tobulėjant giliojo mokymosi modeliams, šie

ribotumai dažnai yra įveikiami bei pasiekiami geresni prognozavimo rezultatai. Literatūroje išskiriamos trys pagrindinės giliojo mokymosi architektūrų šeimos, taikomos laiko eilučių prognozavime: pasikartojančiųjų neuroninių tinklų, konvoliucinių neuroninių tinklų bei transformatoriais ir dėmesio mechanizmais grįsti modeliai [39].

Vienas iš plačiausiai taikomų metodų yra pasikartojantis neuroninis tinklas (RNN), kuris naudoja pasikartojančius ryšius, kad apdorotų laiko santykius ir nustatytų besikeičiančius dėsningumus duomenyse. RNN variantai – LSTM ir „Gated Recurrent Units“ (GRU) – yra specialiai sukurti siekiant spręsti ilgalaikių priklausomybių klausimus ir veiksmingai nustatyti dėsningumus ilgose laiko eilutėse [39]. Šios architektūros gebėjimas modeliuoti nuoseklius duomenis lėmė jų plačią taikymą įvairiuose prognozavimo uždaviniuose – pavyzdžiui, „DeepAR“ [40] naudoja LSTM ir autoregresines technikas, siekiant ne tik generuoti taškines prognozes, bet ir tikimybinių prognozių pasiskirstymus. Kita svarbi kryptis – neuroninis hierarchinės interpoliacijos modelis (angl. *Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting*, NHITS) [41], kuris naudoja hierarchinę interpoliaciją ir kelis prognozavimo blokus su skirtingos trukmės laiko langais, leidžiančiais efektyviau modeliuoti skirtingo dažnumo laiko eilutės komponentes. Viename tyrime [3] lyginami mašininio mokymosi („Lasso“, „Ridge“, atsitiktiniai miškai, „GBM“, „LightGBM“, „XGBoost“, atraminių vektorių regresija) ir giliojo mokymosi algoritmai („DeepAR“, „TFT“, NHITS). Tiksliausias modelis tapo NHITS. Taip pat nustatyta, kad papildomi išoriniai kintamieji ypač pagerino mašininio mokymosi modelių tikslumą, o giliojo mokymosi modeliai buvo atsparesni ir išliko labai tikslūs net ir turėdami tik ribotą požymių rinkinį [3]. Tai pabrėžia, kad gilusis mokymasis yra ypač perspektyvus restoranų paklausai prognozuoti dinamiškoje ir neapibrėžtoje aplinkoje.

Laikinės konvoliucinės neuroninių tinklų architektūros (angl. *Temporal Convolutional Networks*, TCN) yra dar vienas plačiai taikomas giliojo mokymosi metodas laiko eilučių prognozavime, pasižymintis gebėjimu efektyviai modeliuoti ilgalaikes priklausomybes [39]. Skirtingai nei tradiciniai RNN, TCN naudoja konvoliucinius sluoksnius su išretintomis (angl. *dilated*) konvoliucijomis, kurios leidžia išplėsti modelio aprėptį nedidinant parametrų skaičiaus. Dėl to TCN gali efektyviai apdoroti ilgas sekas ir sudėtingus laiko dėsningumus, išvengiant nykstančio gradiento problemos [42, 43]. Be to, TCN architektūros dažnai derinamos su kitais metodais – pavyzdžiui, su dėmesio mechanizmais, siekiant geresnių rezultatų daugiamačių laiko eilučių prognozavimo uždaviniuose [39].

Pastaraisiais metais didelis dėmesys skiriamas transformatoriais grįstoms architektūroms (angl. *Transformer*), kurios iš pradžių buvo sukurtos natūralios kalbos apdorojimo srityje, o vėliau sėkmingai pritaikytos laiko eilučių prognozavime [39]. Transformatoriai remiasi dėmesio mechanizmu (angl. *attention mechanism*), kuris leidžia modeliui dinamiškai priskirti skirtingus svorius įvesties sekos elementams, taip efektyviai modeliuojant tiek trumpalaikes, tiek ilgalaikes priklausomybes nepriklausomai nuo sekos ilgio. Vienas reikšmingiausių šios krypties modelių yra laiko sintezės transformatorius (angl. *Temporal Fusion Transformer*, TFT) [44], kuris vienoje architektūroje sujungia pasikartojančių tinklų sluoksnius lokaliam laiko dėsningumų apdorojimui su daugialypiu dėmesio mechanizmu (angl. *multi-head attention*) ilgalaikėms priklausomybėms modeliuoti. Svarbu tai, kad TFT tiesiogiai integruoja tiek kintančius, tiek statinius išorinius kintamuosius, o tai ypač aktualu restoranų paklausai prognozuoti, kai reikšmingą įtaką gali turėti tokie veiksniai kaip savaitės diena, oro sąlygos ar kalendoriniai įvykiai. Be to, TFT architektūra leidžia gauti tam tikrą modelio

paaiškinamumą per dėmesio mechanizmo svorius, rodančius, kurie laiko žingsniai ir požymiai turėjo didžiausią įtaką prognozei [39].

Nors pažangūs prognozavimo metodai dažnai leidžia pasiekti geresnį tikslumą, jų taikymas praktikoje reikalauja didesnių duomenų kiekių, kruopštaus duomenų paruošimo, didesnių skaičiavimo resursų bei sudėtingesnio modelio derinimo [45]. Dėl šios priežasties jų pranašumas ne visada atsiskleidžia, jei duomenys yra riboti ar nekokybiški. Be to, daugelis šių modelių veikia kaip „juodosios dėžės“, todėl tampa sudėtinga nustatyti, kokie veiksniai ir kokiu mastu daro įtaką prognozės rezultatui [46]. Tai riboja jų praktinį pritaikomumą, ypač situacijose, kuriose sprendimų priėmėjams svarbu suprasti modelio veikimo logiką ir pagrįsti priimtus sprendimus. Literatūroje pastebima, kad giliojo mokymosi modeliai restoranų sektoriuje suteikia aukštą prognozavimo tikslumą, tačiau kartu pasižymi žemu paaiškinamumu, todėl restoranų valdytojai susiduria su kompromisu tarp modelio tikslumo ir jo skaidrumo [3]. Nors metodai, kaip SHAP ir „LIME“, siūlomi kaip galimas sprendimas, tyrimų apie jų taikymą giliojo mokymosi modeliams, būtent restoranų paklausos prognozavimo kontekste, trūksta [3]. Dėl šios priežasties vis didesnis dėmesys skiriamas paaiškinamojo dirbtinio intelekto metodams, kurie leidžia interpretuoti modelių rezultatus ir geriau suprasti prognozuojamo reiškinio dėsningumus.

Apibendrinant galima teigti, kad literatūroje restoranų paklausai prognozuoti taikomų metodų raida rodo aiškią kryptį nuo paprastesnių statistinių modelių prie lankstesnių mašininio ir giliojo mokymosi metodų. Tyrimai rodo, kad prognozavimo tikslumą lemia ne tik pasirinktas algoritmas, bet ir išorinių kintamųjų įtraukimas, duomenų paruošimo strategija bei gebėjimas modelyje atspindėti specifines restoranų veiklos sąlygas.

1.2.3. Interpretuojamasis mašininis mokymasis prognozavimo modeliuose

Giliojo mokymosi modeliai dažnai pasižymi aukštu prognozavimo tikslumu, tačiau vienas pagrindinių iššūkių tokių modelių taikyme – jų sprendimų interpretacija. Kadangi tokie modeliai veikia kaip „juodosios dėžės“, sunku suprasti kaip šie modeliai priima sprendimus, o tai sprendimų priėmėjams gali kelti abejonių dėl jų patikimumo. Šiai problemai spręsti gali būti pasitelkiami XAI metodai. Šie metodai leidžia analizuoti gautas prognozes, nustatant, kurie įvesties požymiai turėjo didžiausią įtaką rezultatui [4]. Šiame skyrelyje daugiausia dėmesio skiriama XAI metodams, taikomiems mašininio mokymosi modelių prognozėms ir sprendimams interpretuoti.

Santrumpa XAI pirmą kartą literatūroje buvo paminėta 2004-aisiais [47]. Visgi pirmasis šios koncepcijos paminėjimas siekia net 1958 metus, kai McCarthy [48] aprašė savo idėją, kaip sukurti dirbtinio intelekto sistemas, kurias galėtų suprasti žmonės. Vis dėlto didžiausią susidomėjimą ši sritis įgijo per pastaruosius dešimtmečius, kai dirbtinio intelekto taikymas darėsi vis platesnis ir aktualesnis įvairiose žmonių veiklos srityse. Be to, 2018 m. gegužę įsigaliojus Europos bendrajam duomenų apsaugos reglamentui (BDAR), sudėtingų ir neaiškių metodų, pavyzdžiui, neuroninių tinklų, skaidrumas įgavo naują prasmę [49]. Mokslininkai ir įmonės ėmė kurti naujas dirbtinio intelekto sistemas, daugiau dėmesio skirdami skaidrumo ir atskaitomybės poreikiui [50]. Literatūroje išskiriami du pagrindiniai XAI tikslai. Pirmasis – sukurti mašininio mokymosi metodus, leidžiančius kurti modelius, kurių veikimą (sprendimų priėmimo procesą ir rezultatus) galima paaiškinti, išlaikant aukštą

mokymosi efektyvumą. Antrasis tikslas – plėtoti į vartotoją orientuotą požiūrį, kuris leistų žmonėms suprasti tokių sistemų veikimą. Todėl XAI siekia didinti pasitikėjimą mašininio mokymosi modeliais ir sudaryti prielaidas efektyviam žmogaus ir dirbtinio intelekto bendradarbiavimui [51]. Kitas svarbus XAI plėtros etapas – perėjimas prie paaiškinamumo vertinimo rodiklių, kadangi nepakanka vien sukurti paaiškinimus, taip pat labai svarbu įvertinti jų kokybę remiantis tam tikrais formalizuotais rodikliais [52].

XAI metodai gali būti skirstomi į dvi pagrindines kryptis. Pirmoji yra orientuota į savaime interpretuojamų (angl. *inherently interpretable*) modelių kūrimą, kai modelio veikimo logika yra suprantama be papildomų paaiškinimo priemonių. Pavyzdžiui, tiesinės regresijos modelis yra laikomas savaime interpretuojamu, nes kiekvienas modelio koeficientas nurodo kokiu svoriu kiekvienas kintamasis ar požymis prisideda prie rezultato [53]. Antroji kryptis apima *post-hoc* paaiškinimo metodus, kurie taikomi jau apmokytiems modeliams po prognozės sudarymo, siekiant paaiškinti jų sprendimus [49]. *Post-hoc* paaiškinimo metodai yra ypač aktualūs sudėtingiems, iš prigimties sunkiai interpretuojamiems giliojo mokymosi modeliams. Literatūroje pažymima, kad *post-hoc* paaiškinimas apima dvi pagrindines užduotis: įvesties požymių ar kitų modelio elementų indėlio apskaičiavimą ir šio indėlio perteikimą vartotojui suprantama forma, dažnai pasitelkiant vizualizaciją [4]. Kadangi šiame darbe nagrinėjami mašininio ir giliojo mokymosi prognozavimo modeliai, toliau daugiausia dėmesio skiriama *post-hoc* paaiškinimo metodams.

Vienoje naujausių apžvalgų *post-hoc* metodai suskirstomi į keturias pagrindines grupes: perturbacija grįstus (angl. *perturbation-based*), gradientais grįstus (angl. *gradient-based*), išskaidymu grįstus (angl. *decomposition-based*) ir konceptais grįstus (angl. *concept-based*) metodus. Pirmosios trys grupės dažniausiai priskiriamos požymių svarbos nustatymo metodams, nes jos siekia įvertinti, kurios įvesties dalys labiausiai prisidėjo prie modelio sprendimo. Perturbacija grįsti metodai aiškina modelio sprendimą sistemiškai keičiant įvesties duomenis ir stebint, kaip dėl to kinta modelio išvestis [4]. Tokie metodai dažnai naudojami jautrumo analizei ir leidžia nustatyti, kurie įvesties požymiai labiausiai paveikia prognozę. Gradientais grįsti metodai remiasi modelio gradientų informacija, kad būtų nustatyta, kurios įvesties sritys ar požymiai turi didžiausią įtaką rezultatui. Išskaidymu grįsti metodai prognozę suskaido į atskirų įvesties dalių indėlius [4]. Konceptais grįsti metodai išsiskiria tuo, kad orientuojasi į aukštesnio lygmens, žmogui suprantamų konceptų identifikavimą, todėl gali suteikti globalesnius ir semantiškai prasmingesnius paaiškinimus.

Literatūroje dažnai išskiriami lokalūs ir globalūs modelio paaiškinimai. Lokalūs paaiškinimai yra orientuoti į konkrečios prognozės interpretavimą ir padeda suprasti, kodėl modelis priėmė tam tikrą sprendimą konkrečiu atveju. Globalūs paaiškinimai siekia atskleisti bendrą modelio veikimo logiką, parodydami, kokie požymiai ar jų grupės yra svarbiausi visame duomenų rinkinyje. Tiek lokalūs, tiek globalūs paaiškinimai papildo vienas kitą, padėdami giliau suprasti modelio veikimo logiką [53]. Laiko eilučių prognozavimo kontekste ši skirtis yra ypač svarbi, nes skirtingos suinteresuotosios šalys gali turėti nevienodus paaiškinimo poreikius. Pavyzdžiui, sprendimų priėmėjams gali būti svarbu suprasti, kodėl konkrečiu laikotarpiu modelis prognozavo paklausos padidėjimą ar sumažėjimą, todėl jiems aktualesni lokalūs paaiškinimai. Modelio kūrėjams ar analitikams dažniau aktualūs globalūs paaiškinimai, leidžiantys įvertinti bendrą požymių svarbą ir modelio išmoktus dėsningumus.

Todėl lokalūs ir globalūs paaiškinimai turėtų būti laikomi viena kitą papildančiomis perspektyvomis.

XAI metodai taip pat yra skirstomi į nuo modelio nepriklausomus (angl. *model-agnostic*) ir konkrečiam modeliui pritaikytus (angl. *model-specific*) metodus. Nuo modelio nepriklausomi metodai gali būti taikomi įvairiems „juodosios dėžės“ modeliams, nes jiems pakanka įėjimo ir išėjimo informacijos, o ne prieigos prie vidinės modelio struktūros [49]. Tokiai grupei priskiriami dalinės priklausomybės grafikai (angl. *Partial Dependence Plot*, PDP), individualių sąlyginių lūkesčių grafikai (angl. *Individual Conditional Expectation*, ICE), sukaupto lokalaus poveikio grafikai (angl. *Accumulated Local Effects*, ALE), globalūs ir lokalūs pakaitiniai modeliai, „LIME“, SHAP, „Break Down“ bei kontrafaktiniai paaiškinimai [54]. Konkrečiam modeliui pritaikyti metodai remiasi vidinėmis modelio savybėmis, pavyzdžiui, gradientais, dėmesio mechanizmais ar specifine tinklo architektūra, todėl dažniausiai negali būti tiesiogiai perkeliami kitų tipų modeliams [49].

Literatūroje pažymima, kad SHAP yra vienas plačiausiai taikomų metodų, nes jis suteikia lokalius požymių svarbos įverčius, kurie vėliau gali būti agreguojami į globalų modelio paaiškinimą [53]. „LIME“ yra orientuotas į lokalių paaiškinimų generavimą, aproksimuojant sudėtingą modelį interpretuojamu pakaitiniu modeliu konkrečios prognozės aplinkoje. Visgi laiko eilučių kontekste šio metodo taikymas yra sudėtingesnis dėl sunkesnio tinkamos „kaimynystės“ apibrėžimo [53]. Kitaip tariant, yra sudėtinga apibrėžti, kas yra panašūs stebėjimai aplink prognozę, todėl šio metodo taikymas prognozavimo kontekste yra keblus. Be šių plačiai taikomų metodų, literatūroje minimi ir kiti perspektyvūs paaiškinimo metodai, pavyzdžiui, „Anchors“, kurie pateikia lokalius taisyklėmis grįstus „jei–tai“ tipo paaiškinimus, bei kontrafaktiniai paaiškinimai, rodantys, kokie minimalūs įvesties pokyčiai galėtų pakeisti modelio sprendimą [54, 55]. Tokia metodų įvairovė rodo, kad XAI priemonės skiriasi ne tik techniniu veikimo principu, bet ir tuo, kokio tipo paaiškinimą jos gali suteikti.

Naujesnėje literatūroje vis daugiau dėmesio skiriama XAI metodams, pritaikytiems būtent laiko eilutėms prognozuoti. Vienas tokių pavyzdžių yra „TsSHAP“, kuris pristatomas kaip nuo modelio nepriklausomas metodas laiko eilutėms. Jis yra grindžiamas pakaitiniu (angl. *surrogate*) modeliu ir leidžia gauti lokalius, pusiau lokalius bei globalius paaiškinimus prognozavimo kontekste [56]. Kitas naujesnis metodas – „C-SHAP“, kuris vietoje atskirų laiko taškų, siekia aiškinti aukštesnio lygmens konceptus, pavyzdžiui, augimo, sezoniškumo ar kitus iš laiko eilutės išskirtas komponentes. Dar vienas metodas yra „ShapTime“, pristatomas kaip bendras paaiškinimo metodas, kurio pagrindinis tikslas – paaiškinti skirtingų laiko periodų svarbą prognozei. Autorių [57] teigimu, šis metodas leidžia stabiliau aiškinti prognozes laike, nes paaiškinimo rezultatai atspindi ne tik požymių, bet ir pačių laiko momentų svarbą prognozei. Be to, „ShapTime“ išskiriamas tuo, kad paaiškinimų rezultatai naudojami ne vien interpretacijai, bet ir prognozės tikslumo gerinimui. Dar viena artima kryptis yra TSHAP metodas, apibūdinamas kaip SHAP pagrindu sukurtas metodas laiko eilučių klasifikavimo ir regresijos uždaviniams [58]. Autorių teigimu, šis metodas grupuoja laiko žingsnius naudojant slenkantį langą (angl. *sliding window*), todėl leidžia efektyviau apskaičiuoti tikslias „Shapley“ reikšmes laiko grupėms. Taip pat metodas atkreipia dėmesį į principingą foninių duomenų (angl. *background data*) parinkimą, kuris yra svarbus „SHAP“ tipo metodų taikymui laiko eilutėms [58]. Šie metodai rodo, kad XAI laiko eilučių srityje vis labiau orientuojasi ne tik į bendrą požymių svarbos nustatymą, bet ir į tai, kurie laiko

momentai, intervalai ar aukštesnio lygmens laiko eilutės dėsningumai labiausiai lėmė prognozę.

Pasirinkus tam tikrą XAI metodą, ne mažiau svarbu įvertinti paaiškinimų kokybę ir tinkamumą konkrečiam atvejui. Literatūroje pabrėžiama, kad paaiškinimų vertinimas apima ne vien techninį tikslumą, bet ir kelias tarpusavyje susijusias savybes [59, 60]. Viename iš mokslinių straipsnių siūloma paaiškinamumą nagrinėti per dvi pagrindines dimensijas – interpretacijos aiškumą ir ištikimybę modeliui. Interpretacijos aiškumas siejamas su paaiškinimo aiškumu, glaustumu ir platumu, t. y. kiek paaiškinimas yra nedviprasmiškas, paprastas ir kiek plačiai jis gali būti taikomas skirtingiems atvejams. Ištikimybė modeliui apima išsamumą ir pagrįstumą – kiek paaiškinimas atspindi visą modelio veikimo logiką ir kiek teisingai nusako jo elgseną [61]. Kiti autoriai taip pat išskiria tokius kriterijus kaip suprantamumas, tikslumas, teisingumas, stabilumas ir išsamumas [59, 60]. Vis dėlto tokių savybių įvertinimas dažnai nėra paprastai išreiškiamas viena universalia metrika [53].

Laiko eilučių prognozavimo kontekste siūlomos ir specializuotos paaiškinimų vertinimo metrikos. Pavyzdžiui, literatūroje minimos „Area Over the Perturbation Curve for Regression“ (AOPCR) ir „Ablation Percentage Threshold“ (APT) metrikos, kurios leidžia įvertinti, kaip paaiškinimas atspindi požymių svarbą prognozei [62]. Pirmoji matuoja prognozės pokytį palaipsniui pašalinant svarbiausius požymius, o antroji – kokią požymių dalį reikia pašalinti, kad prognozė peržengtų nustatytą pokyčio ribą. Taikant šias metrikas nustatyta, kad „SHAP“ pranoko intuityvius, globaliu vidurkiu grįstus ir atsitiktinius paaiškinimo metodus [53]. Visgi XAI paaiškinimų vertinimas dažnai neapsiriboja vien kiekybinėmis metrikomis. Literatūroje pabrėžiama ir ekspertinio bei kontekstinio vertinimo svarba, siekiant įvertinti, ar paaiškinimai yra suprantami, logiški ir praktiškai naudingi konkrečiame taikymo kontekste. Todėl XAI metodų vertinimas išlieka sudėtinga ir aktyviai nagrinėjama tema.

Vizualizacijos XAI kontekste atlieka svarbų vaidmenį, nes leidžia sudėtingus modelio paaiškinimus perteikti žmonėms intuityviau suprantama forma [4]. Literatūroje pažymima, kad tokie rezultatai kaip požymių svarba ar jų indėlis į prognozę dažnai pateikiami naudojant įvairias vizualines reprezentacijas, pavyzdžiui, stulpelines diagramas, priklausomybės grafikus, karščio žemėlapius ar interaktyvias šviesles tes [53]. Tokios vizualizacijos padeda palyginti skirtingų požymių įtaką, identifikuoti laiko dėsningumus ir geriau suprasti modelio sprendimų logiką. Vis dėlto jų vertė priklauso ne tik nuo pasirinktos grafinės formos, bet ir nuo to, ar vizualizacija yra pritaikyta konkrečiam naudotojui bei sprendžiamam uždaviniui, nes pernelyg sudėtingi ar nepakankamai kontekstualūs paaiškinimai gali apsunkinti jų interpretavimą.

Apibendrinant interpretuojamojo mašininio mokymosi metodų skyrelį, XAI tampa svarbia pažangių prognozavimo modelių taikymo dalimi, ypač tais atvejais, kai naudojami sunkiai interpretuojami giliojo mokymosi metodai. Literatūroje aptariami XAI metodai skiriasi pagal jų veikimo principą, taikymo momentą, priklausomybę nuo modelio ir pateikiamo paaiškinimo tipą. Dalis metodų orientuojasi į lokalių prognozių aiškinimą, kiti – į bendros modelio veikimo logikos atskleidimą. Taip pat matyti, kad XAI laiko eilučių srityje vystosi nuo bendrųjų požymių svarbos metodų prie labiau prognozavimo kontekstui pritaikytų metodų, kurie leidžia aiškinti laiko momentų ir intervalų ar aukštesnio lygmens laiko eilutės struktūrų

įtaką prognozei. Dėl šios priežasties XAI metodai tampa reikšmingi ne tik modelio skaidrumui didinti, bet ir gilesniam prognozuojamo reiškinio supratimui.

Galiausiai, apžvelgus restoranų paklausos specifiką, prognozavimo metodus ir modelių interpretuojamumo galimybes, galima pastebėti, kad šios tyrimų kryptys literatūroje dažniausiai nagrinėjamos fragmentuotai. Nors restoranų paklausos prognozavimo tyrimuose vis dažniau taikomi pažangūs mašininio ir giliojo mokymosi modeliai, jų sprendimų interpretavimui vis dar skiriama palyginti mažai dėmesio. Literatūroje dažniausiai akcentuojamas prognozavimo tikslumo gerinimas, tačiau rečiau analizuojama, kokiais paklausos dėsningumais modeliai remiasi formuodami prognozes ir kaip šiuos sprendimus galima interpretuoti praktiniame verslo kontekste. Todėl šiame darbe siekiama ne tik taikyti mašininio mokymosi modelius restoranų paklausai prognozuoti, bet ir pasitelkti XAI metodus, leidžiančius identifikuoti svarbiausius paklausą lemiančius veiksnius bei interpretuoti modelių sprendimų logiką.

2. Tyrimo metodai ir modeliai

Šiame darbe taikomas kiekybinis empirinis tyrimo dizainas. Tyrimo tikslas – palyginti skirtingų prognozavimo modelių tikslumą ir ištirti, kaip interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai leidžia paaiškinti modelių identifikuojamus paklausos dėsningumus.

Tyrimas apima šiuos pagrindinius etapus: duomenų rinkimas ir aprašomoji analizė, duomenų paruošimas, požymių inžinerija, modelių derinimas ir apmokymas, modelių tikslumo vertinimas, IML analizė ir rezultatų interpretacija. Bendra tyrimo eiga pavaizduota tyrimo dizaino schemoje (žr. 1 priedą).

Literatūros apžvalga atskleidė, kad mašininio ir giliojo mokymosi modeliai dažnai pasižymi didesniu tikslumu nei tradiciniai prognozavimo metodai, tačiau šis pranašumas nėra universalus ir stipriai priklauso nuo duomenų pobūdžio bei prognozės horizonto [3]. Todėl šiame darbe kartu su giliojo mokymosi modeliais (LSTM, NHITS, TFT) vertinami ir mašininio mokymosi modelis – „XGBoost“ bei bazinis sezoninis naivusis modelis. Modeliai paklausai prognozuoti pasirinkti atsižvelgiant ir į tai, kad mašininio bei giliojo mokymosi metodai nereikalauja laiko eilutės stacionarumo prielaidos, kuri yra dažnai yra privaloma tradiciniams statistiniams modeliams. Tai ypač aktualu restoranų duomenims, kuriems būdingas ryškus sezoniškumas ar kintanti tendencija.

IML integracija į tyrimo dizainą atspindi pagrindinę mokslinę spragą, identifikuotą literatūros apžvalgoje. Nors mašininio ir giliojo mokymosi modeliai pasiekia aukštą tikslumą, jų „juodosios dėžės“ veikimo pobūdis apsunkina pritaikymą versle, kur sprendimų priėmėjai tikisi interpretuojamų įžvalgų [3]. Siekiant šią spragą užpildyti, tyrimas apima kelių IML metodų taikymą: SHAP bei perturbacijos svarbos metodai požymių svarbai nustatyti, o laiko eilutėms specializuotas TSHAP metodas – laikinei svarbai paaiškinti, t. y. nustatyti, kurie praėjusio laikotarpio intervalai turėjo didžiausią įtaką prognozei. TFT modelio interpretavimui pasitelkiami vidiniai modelio interpretavimo funkcionalumai, leidžiantys analizuoti dėmesio pasiskirstymą laike bei svarbiausius prognozei įtaką darančius požymius.

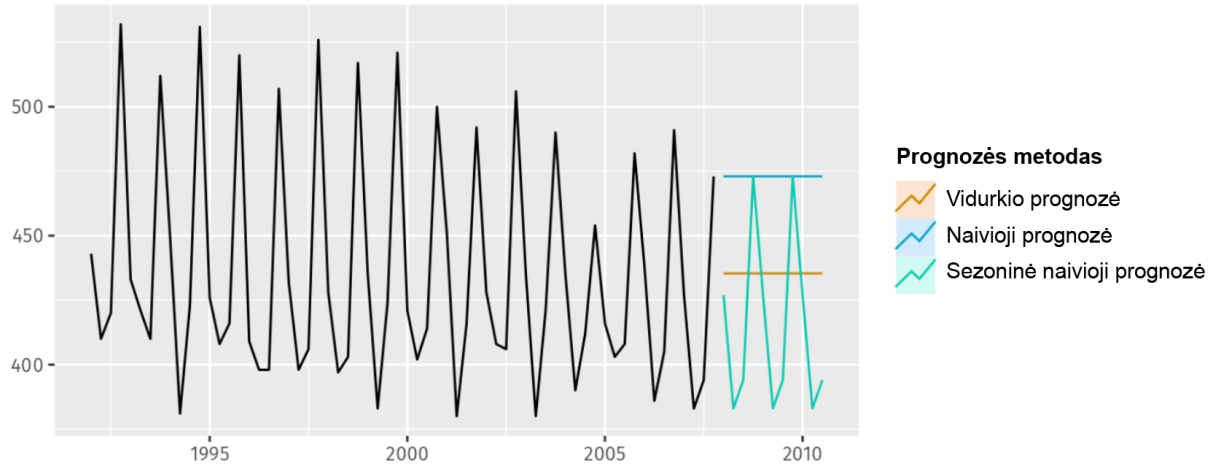
2.1. Sezoninis naivusis modelis

Siekiant įvertinti pažangesnių – mašininio ir giliojo mokymosi – modelių tikslumą ir efektyvumą, tyrime pasirinktas sezoninis naivusis modelis, atliekantis atskaitos taško funkciją. Jo rezultatai leidžia įvertinti, ar sudėtingesni modeliai geba pranokti paprastą sezoniškumu grįstą prognozę. Tyrime pasirinktas būtent sezoninis naivusis metodas, nes restoranų paklausa pasižymi sezoniškumu, todėl naivioji ar vidurkio prognozė šių dėsningumų tinkamai neatspindėtų. Sezoninio naiviojo modelio atveju prognozė atitinka ankstesnio sezono reikšmę, pavyzdžiui, tos pačios valandos praėjusią parą arba praėjusią savaitę [32]. Šiame tyrime taikomas 24 valandų prognozės horizontas, o modelio vertinimo metu lyginami du sezoniniai periodai: m = 24, atitinkantis paros ciklą, ir m = 168, atitinkantis savaitinį restoranų paklausos ciklą. „VLN_1“ restorano atveju vertinimas papildomai atliekamas tik darbo valandomis, t. y. 11–15 val., o „VLN_KLP“ restorano atveju vertinamas visas laikotarpis. Galutiniam modeliui pasirinktas aukštesnį tikslumą parodęs sezoninis periodas.

Sezoninio naiviojo modeliu atveju prognozė laikui T + h yra apibrėžiama:

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_{T+h-m(k+1)}; \quad (4)$$

čia m – sezono periodas; k – sveikoji dalis iš $(h-1)/m$ (t. y. pilnų sezoninių ciklų skaičius prognozavimo horizonte iki momento T + h [29].



3 pav. Paprastųjų laiko eilučių prognozavimo metodų palyginimas [29]

2.2. „XGBoost“ modelis

„XGBoost“ (angl. Extreme Gradient Boosting) – tai gradientinio sustiprinimo algoritmas, 2016 m. pasiūlytas Chen ir Guestrin [63], kuris dėl savo tikslumo ir skaičiavimo efektyvumo tapo vienu plačiausiai naudojamų mašininio mokymosi metodų. Šiame tyrime „XGBoost“ modelio pasirinkimas yra grindžiamas tuo, kad jis dažnai pasižymi aukštu prognozių tikslumu ir yra plačiai taikomas paklausos prognozavimo uždaviniuose. Literatūros apžvalgoje aptartas tyrimas [3] parodė, kad „XGBoost“ pasiekia konkurencingą tikslumą prognozuojant restoranų paklausą. Remiantis literatūros apžvalga, giliojo mokymosi modeliai dažnai pasižymi sudėtinga architektūra, „juodosios dėžės“ veikimo principu bei didesniais skaičiavimų kaštais. Todėl tam, kad būtų galima pagrįsti jų pranašumą, jie turėtų viršyti ne tik sezoninį naivųjį modelį, bet ir vieną efektyviausių mašininio mokymosi modelių – „XGBoost“. Be to, „XGBoost“ modeliai yra suderinami su paaiškinamumo metodais (pvz., SHAP), todėl leidžia interpretuoti prognozes ir įvertinti atskirų požymių įtaką paklausai.

„XGBoost“ yra grindžiamas ansamblinių metodų principu – galutinė prognozė formuojama kaip daugelio sprendimų medžių sumos rezultatas [63]. Skirtingai nuo atsitiktinių miškų, kuriuose medžiai auginami nepriklausomai, „XGBoost“ medžiai kuriami nuosekliai – kiekvienas naujas medis mokosi koreguoti ankstesnių medžių padarytas klaidas. Modelis naudoja K adityvių funkcijų prognozei formuoti:

$$\hat{y}_i = \emptyset(x_i) = \sum_{k=1}^{K} f_k(x_i), \; f_k \in \mathcal{F}; \quad (5)$$

Modelis minimizuoja reguliarizuotą tikslo funkciją:

$$\mathcal{L}(\emptyset) = \sum_{i=1}^{n} l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_{k=1}^{K} \Omega(f_k); \quad (6)$$

čia $l(\hat{y}_i, y_i)$ – nuostolių funkcija, matuojanti i-ojo stebinio tikrosios reikšmės y_i ir prognozės $\hat{y}_i$ skirtumą; $\Omega(f_k)$ – reguliarizacijos narys, baudžiantis už per sudėtingus medžius ir taip mažinantis persimokymo riziką; K – medžių skaičius [63]. Reguliarizacijos narys apibrėžiamas kaip:

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \|w\|^2; \quad (7)$$

čia T – lapų skaičius medyje, w – lapų svoriai, γ ir λ – reguliarizacijos hiperparametrai.

Kadangi „XGBoost“ negali tiesiogiai apdoroti laiko sekų, laiko eilutės struktūra į modelį integruojama per požymių inžineriją. Kiekvienam prognozuojamam laikotarpiui suformuojami valandinių vėlavimų (angl. *lag*) požymiai, leidžiantys modeliuoti priklausomybę nuo ankstesnių reikšmių. Šiame tyrime naudojami vėlavimai yra t – 1, t – 2, t – 3, taip pat savaitinio sezoniškumo vėlavimai, atitinkantys tą pačią valandą prieš 7, 14, 21 ir 28 dienas (t – 168, t – 336, t – 504 ir t – 672). Toks pasirinkimas grindžiamas tiek literatūra, tiek restoranų paklausos specifika, kadangi ši dažnai pasižymi ryškiu savaitiniu sezoniškumu, todėl atitinkamų savaitės dienų paklausa paprastai yra panaši. Papildomai kuriami slenkamieji statistiniai požymiai – vidurkiai ir standartiniai nuokrypiai (168, 336 ir 672 valandų langais, t. y. 7, 14 ir 28 dienų), apskaičiuoti tik iš ankstesnių laikotarpių reikšmių, taip išvengiant duomenų nutekėjimo. Šie požymiai leidžia modeliuoti trumpalaikes tendencijas ir paklausos svyravimus. Be to, naudojami anksčiau aptarti požymiai, išskyrus „date“ ir „datetime_hour“. Modelio hiperparametrų paieškos erdvė yra detalizuota lentelėje (žr. 6 priedą).

2.3. Giliojo mokymosi prognozavimo modeliai

2.3.1. Ilgalaikės trumpalaikės atminties tinklas

LSTM modelis yra paremtas RNN modeliu, kurį pasiūlė Hochreiter ir Schmidhuber [64]. Šis modelis buvo sukurtas siekiant išspręsti pagrindinių RNN problemą – nykstantį arba sprogstantį gradientą (angl. *vanishing or exploding gradient*). Apmokant rekurentinius tinklus ir pasitelkiant algoritmus, kurie pasižymi atgalinio propagavimo principu, klaidos signalas, sklindantis atgal per laiko žingsnius, eksponentiškai mažėja arba nekontroliuojamai auga. Todėl tinklas negali išmokti priklausomybių tarp tolimų laiko momentų. LSTM sprendžia šią problemą įvesdamas specialų atminties mechanizmą – vidinę būseną $s_j^c(t)$, kuris leidžia klaidos srautui sklisti neprarandant informacijos [64, 65]. Siekiant kontroliuoti prieigą prie atminties langelio turinio ir išvengti prieštaringų gradientų signalų, naudojami trys multiplikatyvūs vartai: įvesties, pamiršimo ir išvesties. Šie vartai leidžia modeliui adaptuoti, kokia informacija turi būti įrašoma, išlaikoma ar perduodama toliau [64, 65].

Pagrindinė LSTM veikimo lygtis apibrėžia atminties būsenos atnaujinimą kiekviename laiko žingsnyje:

$$s_j^c(t) = y_j^{\varphi}(t)\, s_j^c(t-1) + y_j^{in}(t)\, g(net_j^c(t)); \quad (8)$$

čia pamiršimo vartai $y_j^{\varphi}(t)$ nustato, kokia dalis ankstesnės būsenos $s_j^c(t-1)$ yra išlaikoma, o įvesties vartai $y_j^{in}(t)$ kontroliuoja naujos informacijos įrašymą į atminties langelį. Funkcija $g(\cdot)$ transformuoja įėjimo signalą į tinkamą intervalą. Todėl LSTM vienu metu gali išlaikyti

svarbią istorinę informaciją, pašalinti nebereikalingą informaciją bei papildyti būseną naujais duomenimis.

Pamiršimo vartai (angl. *forget gate*), kuriuos į standartinę LSTM architektūrą vėliau įtraukė Gers ir kiti [65], sprendžia, kokia dalis ankstesnės atminties būsenos išsaugoma:

$$net_{\varphi j}(\mathrm{t}) = \sum_m w_{\varphi jm}\, y^m(t-1); \tag{9}$$

$$y^{\varphi j}(\mathrm{t}) = f_{\varphi j}\left(net_{\varphi j}(t)\right); \tag{10}$$

čia $net_{\varphi j}$ – tinklo įvestis į pamiršimo vartus. $f(\cdot)$ – sigmoidinė funkcija, kurios reikšmės yra intervale [0, 1]. Dėl šios savybės pamiršimo vartai gali būti interpretuojami kaip koeficientas, nusakantis, kiek ankstesnė būsena yra išlaikoma (reikšmė artima 1 reiškia informacijos išlaikymą, o artima 0 – jos pašalinimą).

Panašiai apskaičiuojami ir kiti vartai. Įvesties vartai (angl. *input gate*) kontroliuoja naujos informacijos įrašymą į atmintį ir yra apskaičiuojami:

$$net_j^{in}(t) = \sum_m w_{injm}\, y^m(t-1),\ y_j^{in}(t) = f_{inj}(net_j^{in}(t)); \tag{11}$$

Išvesties vartai nustato, kokia atminties dalis yra perduodama į išėjimą ir yra apskaičiuojami:

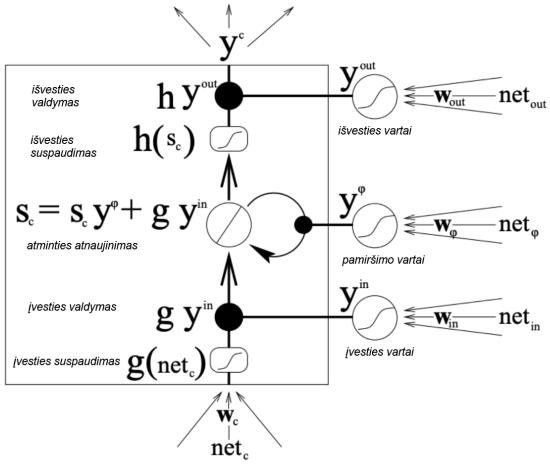
$$net_j^{out}(t) = \sum_m w_{outjm}\, y^m(t-1),\ y_j^{out}(t) = f_{outj}(net_j^{out}(t)); \tag{12}$$

Atminties langelio išėjimas apskaičiuojamas:

$$y_j^c(t) = y_j^{out}(t)\, h(s_j^c(t)); \tag{13}$$

čia $h(\cdot)$ yra netiesinė funkcija, apribojanti būsenos reikšmes.

Šios lygtys kartu sudaro LSTM ląstelės skaičiavimų grandinę, kuri kiekviename laiko žingsnyje apdoroja naują įvestį ir atnaujina vidinę atmintį [64]. Apibendrinta LSTM architektūra pavaizduota paveiksle (žr. 4 pav.).



4 pav. LSTM modelio architektūros vizualizacija [65]

LSTM gebėjimas išlaikyti informaciją per daug laiko žingsnių yra ypač naudingas prognozuojant restoranų paklausą, kuriai būdingi sudėtingi savaitiniai ir sezoniniai ciklai. Priešingai nei „XGBoost“, kuris laiko priklausomybes dažniausiai modeliuoja per rankiniu būdu suformuotus vėlavimo požymius, LSTM šias priklausomybes atpažįsta automatiškai.

Šiame tyrime LSTM įgyvendinamas naudojant „Pytorch“ biblioteką [66]. Hiperparametrų derinimui taikyta Bajeso optimizacija su „Walk-Forward“ validavimu, kaip rekomendavo Wahyuddin ir kiti tyrėjai [67], kurie taikė šią strategiją laiko eilučių duomenims. Hiperparametrų paieškos erdvė yra detalizuota lentelėje (žr. 2 lentelė).

2 lentelė. LSTM modelio hiperparametrų paieškos erdvė

Hiperparametras	**Paieškos intervalas**	**Pagrindimas**
input_size	{168, 336, 504, 672}	Nustato, kokio dydžio praėjusių dienų seka pateikiama modeliui. Reikšmės pasirinktos atsižvelgiant į savaitinį ciklą – 7 dienų kartotinių reikšmės.
encoder_hidden_size	[32 – 256]	Nurodo paslėptųjų neuronų skaičių. Mažesnės reikšmės tinkamos paprastesniems duomenims, o didesnės labiau tinkamos sudėtingesniems, sezoninių ciklais pasižyminčiais duomenims. Pernelyg didelė reikšmė gali sukelti persimokymą.
encoder_n_layers	[1 – 3]	Nurodo sluoksnių skaičių. Vienas sluoksnis gali būti pakankamas laiko eilutės, tačiau keli sluoksniai gali geriau atpažinti priklausomybes tarp požymių.
encoder_dropout	[0 – 0,5]	Hiperparametras nustato reguliarizacijos mechanizmą, mažinantį persimokymą atsitiktinai išjungiant dalį neuronų apmokymo metu. Reikšmė 0 atitinka situaciją, kai reguliarizacija netaikoma.
learning_rate	[0,0001 – 0,01]	Naudojamas logaritminis intervalas, nes mokymosi greitis veikia eksponentiškai, todėl mažų reikšmių skirtumas yra reikšmingas.
batch_size	{16; 32; 64; 128}	Mažesnės reikšmės suteikia daugiau gradiento atnaujinimų per epochą, tačiau lėtina mokymąsi. Reikšmės pasirinktos remiantis praktikoje dažnai naudojamais dvejeto laipsniais.

2.3.2. Laiko sintezės transformatorius

TFT modelis yra dėmesio mechanizmu pagrįsta giliųjų neuroninių tinklų architektūra, skirta keliems horizontams prognozuoti (angl. *multi-horizon forecasting*). Siekiant pagerinti prognozavimo kokybę, TFT architektūra yra sukurta taip, kad galėtų efektyviai apdoroti skirtingų tipų įvesties duomenis bei sudėtingas laiko priklausomybes [44]. Modelyje yra integruoti keli pagrindiniai komponentai: statinių kintamųjų enkoderiai, kurie suformuoja kontekstinius vektorius ir perduoda juos kitoms modelio dalims, vartų (angl. *gating*)

mechanizmai ir kintamųjų atrankos tinklai, leidžiantys sumažinti nereikšmingų kintamųjų įtaką, sekos–į–seką (angl. *sequence-to-sequence*) sluoksnis, skirtas lokaliems laiko ryšiams modeliuoti, bei laiko savaiminio dėmesio (angl. *temporal self-attention*) mechanizmas, leidžiantis identifikuoti ilgalaikes priklausomybes duomenyse [44].

Skirtingai nuo standartinių rekurentinių tinklų, TFT atskiria tris įvesties kintamųjų tipus: statinius (nekintančius) požymius *s*, stebimas laiko eilučių įvestis *z* (praėjusios reikšmės, nežinomos ateityje) ir žinomus būsimus kintamuosius *x* (iš anksto žinomos reikšmės, pavyzdžiui, valanda ar savaitės diena). TFT modelio išvestis – kvantilių prognozės kiekvienam horizontui $\tau \in \{1, ..., \tau_{max}\}$ ir yra apibrėžiama formule (14) [44]:

$$\hat{y}(q, t, \tau) = f_q(\tau,\ y_{t-k:t},\ z_{t-k:t},\ x_{t-k:t+\tau},\ s); \tag{14}$$

čia $\hat{y}(q, t, \tau)$ žymi prognozuojamą q-tąjį imties kvantilį τ žingsnių į priekį prognozėje laiko momentu t, o $f_q(\cdot)$ yra prognozės modelis. Vienu metu generuojamos prognozės visiems horizontams iki τ_{max}, naudojant praeities informaciją ribotame vėlavimo lange k bei iš anksto žinomus kintamuosius visame prognozavimo intervale.

Kadangi skirtingų kintamųjų svarba gali kisti laike, TFT naudoja kintamųjų atrankos tinklus, kurie kiekviename laiko žingsnyje priskiria svarbos svorius įvesties kintamiesiems. Tai leidžia modeliui automatiškai identifikuoti reikšmingiausius požymius ir sumažinti nereikšmingų kintamųjų įtaką [44]. Ši savybė yra ypač aktuali šiame tyrime, kadangi tikėtina, jog ne visi įtraukti kintamieji vienodai veikia paklausą skirtingomis valandomis.

Modelio netiesiniam apdorojimui naudojami vartais valdomi liekamieji tinklai (angl. *Gated Residual Networks*, GRN), kurie leidžia adaptuoti transformacijas tik tada, kai to reikia:

$$\mathrm{GRN}_\omega(a, c) = \mathrm{LayerNorm}(a + \mathrm{GLU}_\omega(\eta_1)); \tag{15}$$

Taip modelis gali išvengti perteklinio sudėtingumo ir sumažinti persimokymo riziką [44].

Ilgalaikėms laiko priklausomybėms modeliuoti TFT taiko dėmesio mechanizmą, leidžiantį identifikuoti svarbiausius praeities laiko momentus prognozei [44]. Tai ypač svarbu analizuojant laiko eilučių duomenis, kuriuose egzistuoja periodiniai dėsningumai, pavyzdžiui, savaitinis sezoniškumas. Galiausiai, modelis yra apmokomas minimizuojant kvantilių nuostolių funkciją [44].

Šiame tyrime TFT modelis taikomas prognozuoti kitos dienos užsakymų skaičių kiekvienai valandai, t. y. sprendžiamas daugiažingsnis prognozavimo uždavinys, kai vienu metu prognozuojamos visos kitos dienos 24 valandos. Modelio įvesčiai naudojami šie kintamųjų tipai:

Stebimi praeities kintamieji: užsakymų skaičius, pajamos, nuolaidų dydis, temperatūra, kritulių kiekis, orų sąlygos, santykinis oro drėgnumas;

Žinomi būsimi kintamieji: valanda, savaitės diena, mėnuo, diena, šventinių dienų žymė, savaitgalio žymė, darbo laiko žymė.

Tyrime atgalinis langas nustatytas *k* = 168 valandoms (viena savaitė), atspindintis dominuojantį savaitinį sezoniškumą nagrinėjamų restoranų duomenyse. Prognozės

horizontas τ_{max} = 24 valandos. VLN_1 restoranui vertinamos tik darbo valandos (9–15 val.), siekiant išvengti perteklinių skaičiavimų dienomis, kai restoranas veiklos nevykdo. TFT modelis yra įgyvendinamas naudojant „PyTorch“ biblioteką [68]. Hiperparametrų derinimui taikyta Bajeso optimizacija su „Walk-Forward“ validavimu, kaip ir LSTM modelio atveju. Hiperparametrų paieškos erdvė yra detalizuota lentelėje (žr. 7 priedą).

2.3.3. Neuroninis hierarchinės interpoliacijos modelis laiko eilutėms prognozuoti

NHITS priklauso giliojo mokymosi modelių grupei ir naudoja hierarchinę neuroninių tinklų architektūrą. Jis yra ypač efektyvus ilgesniems prognozavimo horizontams. Modelis sukurtas kaip „N-BEATS“ architektūros plėtinys, papildant ją hierarchine interpoliacija ir kelių dažnių signalų apdorojimu (angl. *multi-rate sampling*) [41]. Skirtingai nei dauguma prognozavimo modelių, kurie tiesiogiai prognozuoja kiekvieną horizonto tašką, NHITS prognozę konstruoja hierarchiškai – iš kelių blokų sumuojamų komponentų:

$$\hat{y}_{t+1:t+H} = \sum_{l=1}^{L} \hat{y}_{t+1:t+H,l}; \quad (16)$$

čia $\hat{y}_{t+1:t+H,l}$ – *l*-tojo bloko prognozės komponentė, *H* – prognozės horizontas. Tokiu būdu galutinė prognozė formuojama kaip skirtingų laiko dažnių signalų suma.

Vienas pagrindinių NHITS komponentų yra kelių dažnių signalų apdorojimas. Kiekvieno bloko įvestys agreguojamos naudojant *MaxPool* operatorių:

$$y_{t-L:t,l}^{(p)} = MaxPool(y_{t-L:t,l}, k_l); \quad (17)$$

čia k_l yra bloko agregavimo branduolio dydis. Didelės k_l reikšmės leidžia blokams susitelkti į žemo dažnio komponentus, o mažesni – į aukšto dažnio svyravimus [41]. Tai ypač aktualu restoranų užsakymų duomenims, kuriuose vienu metu egzistuoja tiek savaitiniai ciklai, tiek valandiniai paklausos svyravimai. Be to, toks NHITS veikimo principas mažina modelio sudėtingumą ir persimokymo riziką.

Esminė NHITS architektūros savybė – hierarchinė interpoliacija. Modelis generuoja mažesnės dimensijos koeficientų rinkinį:

$$| \theta_l^f | = [r_l H]; \quad (18)$$

čia r_l – išraiškos santykis (angl. *expressiveness ratio*).

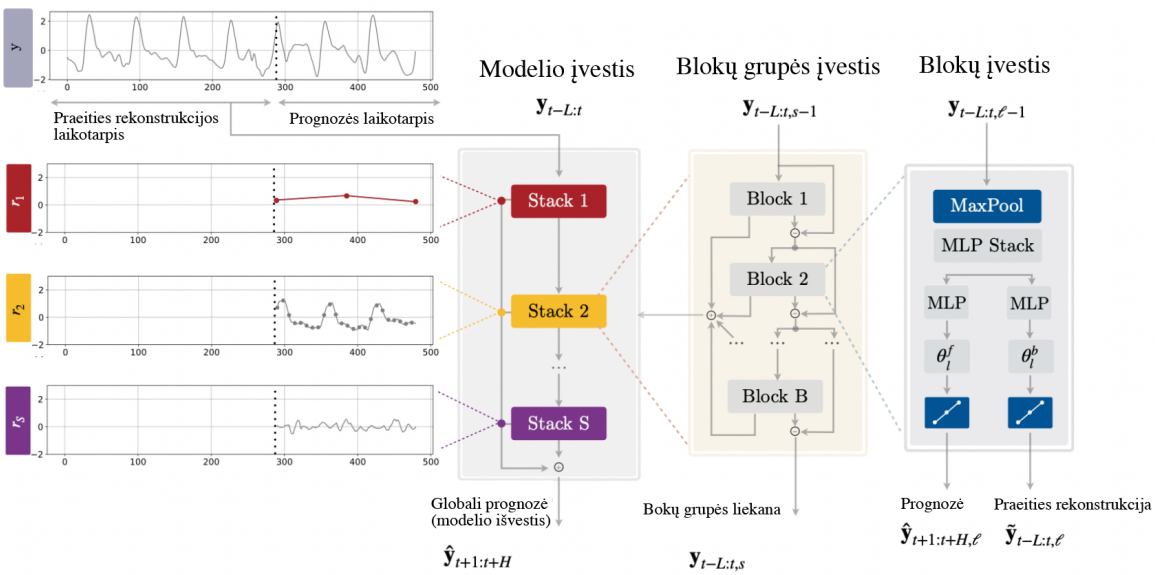
Prognozės atstatomos interpoliacijos funkcija:

$$\hat{y}_{\tau,l} = g(\tau, \theta_l^f), \tau \in \{t+1, \ldots, t+H\}; \quad (19)$$

Tai leidžia ankstyviems blokams modeliuoti stambesnio masto struktūras, o vėlesniems – smulkesnius signalus. Toks hierarchinis prognozės konstravimas mažina parametrų skaičių ir gerina ilgų horizontų prognozes [41].

NHITS architektūra yra sudaryta iš blokų ir jų grupių (angl. *stacks*), kur kiekvienas blokas modeliuoja skirtingų dažnių intervalus (žr. 5 pav.). Ankstyvieji blokai modeliuoja tendenciją (angl. *trend*) ir lėtesnius ciklus, vėlesni – trumpalaikius svyravimus. Toks išskaidymas

padaro modelį lengviau suprantamą, nes leidžia analizuoti atskirų signalų komponentų indėlį į galutinę prognozę.



5 pav. NHITS modelio architektūra [41]

Šiame tyrime NHITS modelis įgyvendinamas naudojant „NeuralForecast“ biblioteką, paremtą „PyTorch“ [69]. Įgyvendinant NHITS modelį, pasirenkamas vėlavimo langas L = 168 (viena savaitė valandomis), prognozės horizontas H = 24 (para valandomis), tikslinis kintamasis – valandinis užsakymų skaičius. Modelio hiperparametrai parenkami taikant Bajeso optimizaciją su „Walk-Forward“ validavimu. Hiperparametrų paieškos erdvė yra detalizuota lentelėje (žr. 8 priedą).

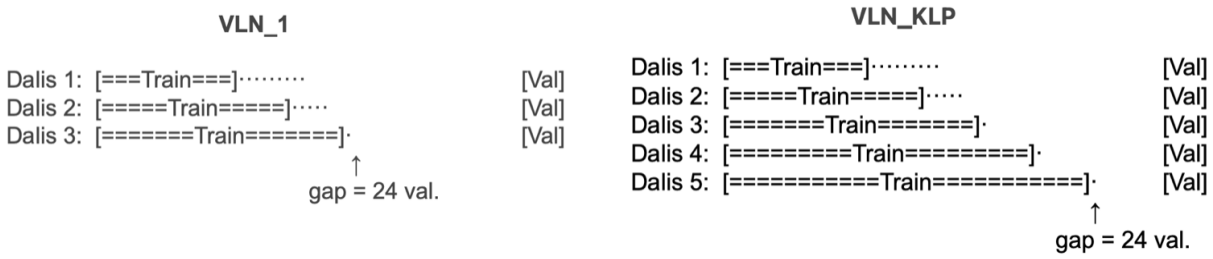
2.4. Modelių hiperparametrų derinimo strategija

Duomenys chronologiškai padalinami į du atskirus rinkinius: apmokymo ir validavimo rinkinį (80 %) ir testavimo rinkinį (20 %). Testavimo rinkinys atspindi paskutinį laikotarpį ir naudojamas tik galutiniam modelių tikslumui įvertinti. Jis nėra naudojamas modelių kūrimo ar derinimo etape, taip užtikrinant, kad galutiniai rezultatai nėra optimistiškai iškreipti [67].

„Walk-Forward“ validavimas įgyvendinamas naudojant „TimeSeriesSplit“ funkciją, kuri generuoja laiko eilučių duomenims pritaikytą išskaidymą į dalis (angl. *folds*), užtikrindama, kad apmokymo rinkinys visada būtų anksčiau laike nei validavimo rinkinys. Funkcija apima šiuos pagrindinius parametrus: „n_splits“ (dalių skaičius), „test_size“ (kiekvieno validavimo lango dydis dienomis), „gap“ (praleistų dienų skaičius tarp treniravimo ir validavimo rinkinio) [70].

Šiame tyrime „TimeSeriesSplit“ funkcijos parametrai parinkti atsižvelgiant į kiekvieno restorano duomenų apimtį ir valandinę laiko eilutės struktūrą. „VLN_1“ restoranui naudojamos 3 dalys, o „VLN_KLP“ – 5 dalys, kadangi pastarasis turi didesnį stebėjimų skaičių. Abiem restoranams validavimo lango dydis yra 168 valandos (7 d. po 24 val.), atitinkantis vieną pilną savaitinį ciklą. „Gap“ parametras – 24 valandos, atitinkantis prognozavimo horizontą ir užtikrinantis, kad tarp apmokymo ir validavimo rinkinio nebūtų

persidengimo. Kiekvienoje iteracijoje apmokymo rinkinys chronologiškai pailgėja vienu validavimo lango dydžiu (168 valandomis), o validavimo langas išlieka pastovaus dydžio ir atitinkamai juda į priekį laike.



6 pav. „Walk-Forward“ validavimo procesas nagrinėjamiems restoranams

Hiperparametrų parinkimui taikoma Bajeso optimizacija (angl. Bayesian Optimization) kartu su „Walk-Forward“ validavimo metodu. Skirtingai nuo tinklelio paieškos (angl. grid search) ar atsitiktinės paieškos (angl. random search), šis metodas atsižvelgia į ankstesnių iteracijų rezultatus ir siūlo perspektyviausias hiperparametrų kombinacijas [67]. Todėl Bajeso optimizacija paprastai leidžia rasti optimalią hiperparametrų kombinaciją per mažiau bandymų, taip sumažinant skaičiavimo kaštus. Tai ypač svarbu tyrime naudojamiems modeliams, kadangi jie pasižymi santykinai dideliu hiperparametrų skaičiumi.

„XGBoost“ modelio atveju „TimeSeriesSplit“ funkcija yra naudojama tiesiogiai su Bajeso optimizavimo ciklu. Kiekvienoje dalyje modelis yra treniruojamas su išankstinio sustabdymo (angl. early stopping) strategija. Pagal šią strategiją, apmokymas yra stabdomas, kai validavimo rinkinio paklaida nebesumažėja per 40 nuoseklių iteracijų, taip nustatant optimalų medžių skaičių [71]. Kadangi išankstinio sustabdymo strategijai yra naudojamas tas pats validavimo rinkinys, atskirų dalių padalinimo nereikia.

Giliojo mokymosi modeliams – LSTM, TFT ir NHITS – taikoma kiek kitokia strategija. Kuriant giliojo mokymosi modelius kiekvienoje dalyje (angl. *fold*) duomenys yra skaidomi į tris dalis. Wahyuddin ir kiti tyrėjai [67] pabrėžia, kad naudojant išankstinio sustabdymo strategiją naudinga atskirti duomenų rinkinį naudojamą sustabdymui ir validavimui, kad būtų išvengiama duomenų nutekėjimo. „XGBoost“ modelio atveju modelis stebi validavimo rinkinio paklaidą, tačiau tiesiogiai neatlieka optimizacijų pagal validavimo duomenų rinkinį – pagal jį nustatoma geriausia iteracija ir optimalus medžių skaičius. Giliojo mokymosi modeliams šiame tyrime pasirenkama konservatyvesnė strategija – dalies (angl. *fold*) viduje atskiriamas išankstinio sustabdymo stebėjimo rinkinys ir galutinis validavimo rinkinys, nes modeliuose apmokymas vyksta epochomis ir svoriai yra atnaujinami per atgalinį propagavimą (angl. *backpropagation*). Todėl išankstinis sustabdymas netiesiogiai veikia, kurie svoriai yra išsaugomi. Taigi, kiekviena dalis skaidomas į tris dalis: apmokymo rinkinį, išankstinio sustabdymo stebėjimo rinkinį (336 valandos, t. y. 14 dienų) ir validavimo rinkinį (168 valandos, t. y. 7 dienos). Apmokymas yra sustabdomas, kai išankstinio sustabdymo rinkinio paklaida nebesumažėja per nustatytą epochų skaičių. Galutinis dalies (angl. *fold*) įvertinimas atliekamas su validavimo rinkiniu.

2.5. Modelių vertinimo metodai

Modelių tikslumui vertinti naudojamos trys metrikos – MAE, RMSE ir WAPE. Šios metrikos leidžia įvertinti prognozių tikslumą skirtingais aspektais bei užtikrina išsamesnį modelių palyginimą. Vidutinė absoliuti paklaida (angl. *Mean Absolute Error*, MAE) apskaičiuojama kaip absoliučių prognozuojamų ir tikrųjų reikšmių skirtumų vidurkis:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} | y_t - \hat{y}_t | \quad (20)$$

Ši metrika parodo, kiek vidutiniškai modelis klysta prognozuodamas tikslo kintamąjį [29]. Tai yra lengvai interpretuojamas rodiklis, leidžiantis tiesiogiai įvertinti prognozės tikslumą operaciniu požiūriu (pvz., kiek darbuotojų gali būti per daug arba per mažai suplanuota tam tikru metu).

Vidutinės kvadratinės paklaidos šaknies metrika (angl. *Root Mean Squared Error*, RMSE) stipriau „baudžia“ už dideles prognozės klaidas [29]. Tai ypač svarbu restoranų kontekste, nes didelės paklaidos dažniausiai atsiranda piko valandomis, kai užsakymų srautas yra didžiausias. Tokiais atvejais netikslus prognozavimas gali lemti reikšmingas pasekmes – per mažą personalo skaičių, ilgesnį klientų aptarnavimo laiką ar prarastas pajamas. Todėl RMSE leidžia įvertinti, ar modelis patikimai veikia būtent kritiniais laikotarpiais. Metrika yra apskaičiuojama pagal formulę (21):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (21)$$

Svertinė vidutinė procentinė paklaida (angl. *Weighted Average Percentage Error*, WAPE) apskaičiuojama formule (22):

$$WAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |y_t - \hat{y}_t|}{\sum_{t=1}^{n} y_t} \quad (22)$$

Ši metrika parodo, kokią dalį viso užsakymų kiekio sudaro prognozės paklaida. Tai ypač naudinga vertinant modelio veikimą verslo kontekste, nes leidžia suprasti, kiek „kainuoja“ prognozės klaidos visos dienos ar laikotarpio mastu. Šiame tyrime WAPE pasirinkta kaip tinkamesnė alternatyva dažnai tyrimuose naudojamai MAPE metrikai, nes MAPE skaičiuojama kiekvieną paklaidą dalinant iš atitinkamos tikrosios reikšmės y_t [72]. Kai užsakymų skaičius tam tikromis valandomis yra labai mažas (pvz., naktį ar anksti ryte), net nedidelė absoliuti paklaida gali virsti labai didele procentine paklaida [73]. Pavyzdžiui, jei faktinis užsakymų skaičius yra 1, o prognozė – 3, MAPE reikšmė būtų 200 %, nors absoliuti klaida yra tik 2 užsakymai. Skirtingai nei MAPE, kuri apskaičiuoja procentines paklaidas kiekvienam stebėjimui atskirai ir vėliau apskaičiuoja jų vidurkį, WAPE agreguoja absoliučias paklaidas viso paklausos srauto mastu, todėl mažos apimties laikotarpiai neįgauna neproporcingai didelio svorio. Dėl to WAPE metrika yra stabilesnė ir geriau atspindi realų prognozių tikslumą valandinių restoranų duomenų atveju, kur užsakymų intensyvumas stipriai kinta tarp skirtingų paros laikotarpių.

2.6. Interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai

2.6.1. „SHAP“ metodas

„XGBoost“ ir LSTM modelių prognozėms interpretuoti šiame tyrime taikomas SHAP (angl. *SHapley Additive exPlanations*) metodas. Metodas remiasi kooperacinių žaidimų teorijoje naudojamomis „Shapley“ reikšmėmis ir kiekvienam požymiui priskiria indėlį į konkrečią modelio prognozę. SHAP tikslas – paaiškinti, kaip atskirų požymių poveikis lemia perėjimą nuo bazinės modelio prognozės, kurį būtų gauta nežinant ar neturint požymių, iki prognozuotos reikšmės, turint požymius [74].

SHAP metodas grindžiamas adityvaus požymių indėlio principu:

$$g(z') = \phi_0 + \sum_{i=1}^{M} \phi_i z_i'; \quad (23)$$

čia ϕ_i – i-tojo požymio indėlis į prognozę, ϕ_0 – bazinė modelio reikšmė, o visų indėlių suma atkuria modelio prognozę [74].

SHAP pasižymi trimis savybėmis: lokaliu tikslumu (angl. *local accuracy*), trūkstamumo (angl. *missingness*) ir nuoseklumo (angl. *consistency*) principais. Straipsnyje [74] įrodyta, kad būtent „Shapley“ reikšmės yra vienintelis adityvus požymių svarbos įvertinimas, tenkinantis visas šias savybes vienu metu.

Šiame tyrime SHAP naudojamas prognozėms interpretuoti – nustatyti, kurie požymiai (pvz., valanda, savaitės diena, vėlavimų kintamieji, slankieji vidurkiai ar išoriniai veiksniai) labiausiai veikia restoranų paklausos prognozes. Tai leidžia ne tik palyginti modelių tikslumą, bet ir paaiškinti, kokie veiksniai lemia prognozuojamus paklausos pikus ar nuosmukius.

2.6.2. „TSHAP“ metodas

Pastebėta, kad SHAP metodas, taikomas laiko eilučių duomenims, pasižymi didelėmis skaičiavimo sąnaudomis bei dažnai nepakankamai atsižvelgia į laiko priklausomybę tarp stebėjimų. Todėl pastaraisiais metais buvo pasiūlytas jo plėtinys laiko eilutėms nagrinėti – TSHAP (angl. *Time Series SHAP*), kuris pritaiko „Shapley“ reikšmių principą laiko sekų duomenims paaiškinti [58]. Skirtingai nei SHAP metodas, TSHAP paaiškina prognozes grupuodamas laiko žingsnius į slenkančius langus (angl. *sliding windows*) ir kiekvienam langui apskaičiuodamas „Shapley“ reikšmes. Taip vietoje atskirų laiko taškų yra vertinami laiko intervalai, o tai leidžia išlaikyti sekos struktūrą ir sumažinti skaičiavimo sudėtingumą [58].

Lango *w* indėlis į modelio prognozę vertinamas naudojant „Shapley“ pagrindu apibrėžtą išraišką:

$$\phi(w) = \frac{1}{2}(f(x) - f(x_{\bar{w}}) + f(x_w) - f(\bar{x})); \quad (24)$$

čia $f(x)$ – modelio prognozė originaliai laiko sekai, $f(x_{\bar{w}})$ – prognozė, kai nagrinėjamas langas pakeičiamas foniniais (angl. *background*) duomenimis, $f(x_w)$ – prognozė, kai paliekamas tik nagrinėjamas langas, $f(\bar{x})$ – bazinė (atskaitos) modelio prognozė. Ši formulė leidžia įvertinti konkretaus laiko intervalo marginalų indėlį į prognozuojamą reikšmę [58].

Kadangi lango indėlis priklauso nuo pasirinktų foninių stebinių, galutinė lango „Shapley“ reikšmė apskaičiuojama kaip visos foninių stebinių aibės vidurkis:

$$\phi(w) = \frac{1}{|X_b|}\sum_{\bar{x}\in X_b}\phi_{\bar{x}}(w); \quad (25)$$

čia X_b – foninių stebinių aibė, $\phi_{\bar{x}}(w)$ – lango indėlis konkrečiam foniniam stebiniui. Ši išraiška leidžia stabilizuoti paaiškinimus ir sumažinti jų jautrumą konkrečios atskaitos sekos pasirinkimui [58].

Kadangi vienas laiko momentas gali priklausyti keliems persidengiantiems langams, langų indėliai toliau agreguojami į atskirų laiko momentų svarbos reikšmes:

$$\phi_i = \frac{1}{|W_i|}\sum_{w\in W_i}\frac{\phi(w)}{w_l}; \quad (26)$$

čia W_i – langų, kuriuose yra laiko momentas *i*, aibė, w_l – lango ilgis, ϕ_i – *i*-tojo laiko momento indėlis į prognozę. Taip TSHAP leidžia identifikuoti, kurie istoriniai laiko intervalai labiausiai lėmė modelio prognozę.

Metode siūlomos dvi interpretavimo strategijos: „TSHAP Window“, vertinanti slenkančių langų svarbą, ir „TSHAP ROI“ (angl. *Regions of Interest*), identifikuojanti svarbiausius laiko regionus, turinčius didžiausią įtaką prognozei [58].

Šiame tyrime TSHAP taikomas LSTM ir NHITS modelių prognozių interpretacijai, siekiant nustatyti, kurie istoriniai paklausos intervalai, sezoniniai ciklai ir paklausos pikai labiausiai formuoja restoranų paklausos prognozes. TSHAP įgyvendinamas naudojant „Python“ paketą „tshap“ [75].

2.6.3. Kiti prognozių interpretavimo metodai

Kadangi nagrinėjamų modelių architektūra skiriasi, pasitelkiami ir kiti interpretavimo metodai tiems atvejams, kai SHAP arba TSHAP yra sunkiai įgyvendinami. NHITS modelio prognozėms paaiškinti, kaip SHAP alternatyva, pasirinktas pertvarkos (permutacijos) svarbos metodas (angl. *Permutation Importance*). Šis metodas vertina požymio svarbą matuodamas, kiek pablogėja modelio prognozavimo tikslumas (pavyzdžiui, RMSE), kai testavimo rinkinyje to požymio reikšmės yra atsitiktinai sumaišomos [76]. Tai yra kartojama *N* kartų ir apskaičiuojama vidutinė paklaidos bei standartinio nuokrypio reikšmė. Tai atskleidžia požymio globalią įtaką prognozei, nes tikrinama kaip modelis veiktų, jei nebegalėtų naudoti tam tikro požymio. Permutacijos svarbos metodas NHITS modeliui yra pasirinktas dėl kelių priežasčių. Pirma, NHITS architektūra, įgyvendinama „NeuralForecast“ paketu, yra sudėtinga ir sunkiai suderinama su SHAP. Antra, šio darbo metodologija remiasi principu, kad kiekvienam modelio tipui parenkamas jo architektūrai geriausiai tinkantis interpretacijos metodas: LSTM modeliui taikomas SHAP ir TSHAP, TFT modeliui – vidiniai interpretacijos funkcionalumai, o NHITS modeliui – permutacijos svarba.

Kadangi TFT modelio architektūra turi savo vidinius prognozės interpretavimo funkcionalumus, papildomi metodai, kaip SHAP ir TSHAP, nėra taikomi. Tai yra TFT architektūros privalumas, nes šio modelio interpretacijai nereikia papildomų išorinių metodų ar sudėtingų adaptacijų. TFT modelis leidžia analizuoti dėmesio mechanizmo svorius,

praeities (angl. *encoder*) ir ateities (angl. *decoder*) požymių svarbą bei dalines priklausomybes tarp prognozės ir pasirinktų kintamųjų [44]. Modelio architektūra leidžia generuoti dėmesio grafikus, kurie parodo, kuriems istoriniams laiko momentams modelis skiria didžiausią dėmesį formuodamas prognozę. Praeities („Encoder“) ir ateities („Decoder“) svarbos grafikai leidžia įvertinti, kurie praeities bei ateities požymiai modeliui yra svarbiausi. Dalinės priklausomybės grafikai atskleidžia, kaip modelio prognozuojama reikšmė kinta priklausomai nuo konkretaus požymio reikšmės. Tokie interpretavimo funkcionalumai leidžia suprasti, kokiais dėsningumais modelis remiasi priimdamas sprendimus.

3. Rezultatai

3.1. Duomenų aprašomoji analizė

3.1.1. Duomenų šaltinis ir struktūra

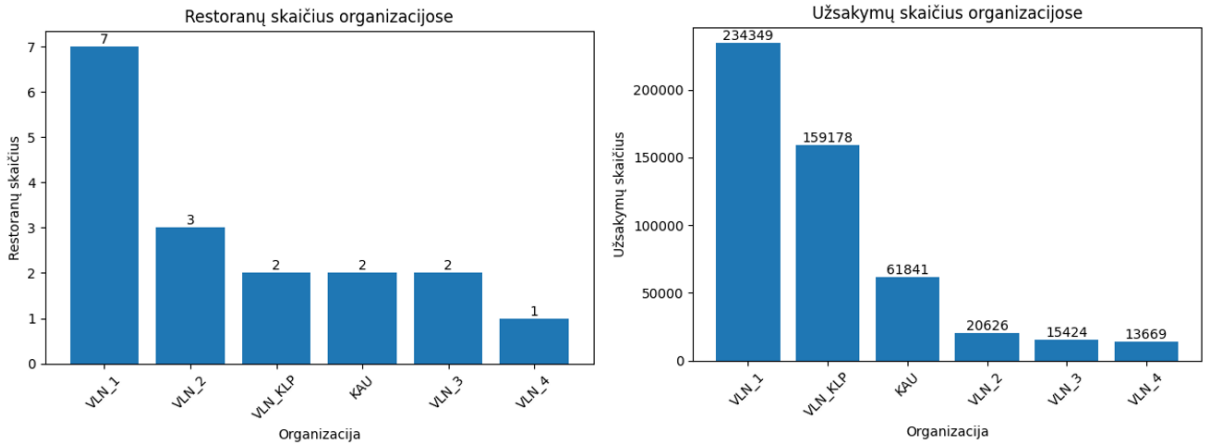
Tyrime naudojami restoranų savitarnos sistemos duomenys. Ši savitarnos platforma leidžia priimti klientų užsakymus, valdyti atsiskaitymus bei kaupti detalius operacinius duomenis apie kiekvieną užsakymą, pavyzdžiui, laiką, vietą, mokėjimo informaciją ir užsakytus produktus. Kaip įvardinta literatūros apžvalgoje [1], restoranai, besinaudojantys tokiomis skaitmeninėmis technologijomis, gali tiksliau prognozuoti paklausą ir remiantis duomenų analize optimizuoti savo veiklos planavimą.

Duomenys yra saugomi „MangoDB“ duomenų bazėje ir yra pateikiami BSON formato dokumentų pavidalu, kur kiekvienas dokumentas atitinka vieną aptarnaujamo restorano ar maitinimo įstaigos užsakymą. Analizuojamame duomenų rinkinyje yra iš viso 505087 unikalūs užsakymai, įvykdyti 2025 m. sausio 12 d. – 2026 m. sausio 18 d. laikotarpiu. Duomenys apima 6 unikalias organizacijas, kurioms priklauso viena ar daugiau maitinimo įstaigų (restoranų), o iš viso unikalių restoranų yra 17. 4 organizacijos yra Vilniuje, viena – Kaune bei viena restoranus turi ir Vilniuje, ir Klaipėdoje, tačiau konkretesnė informacija apie restoranų adresus nėra prieinama.

7 pav. Duomenų struktūra pagal organizacijas ir restoranus

Kalbant apie dokumentų struktūrą, kiekvienas įrašas turi 24 pagrindinius laukus (angl. *fields*), apibūdinančius užsakymo charakteristikas: užsakymo, restorano, restorano tinklo ar organizacijos identifikatoriai, užsakymo kanalas, kilmė, laikas, mokėjimo tipas, pardavimo suma bei pritaikytos nuolaidos. Detalizuoti dokumentų laukai su paaiškinimais yra nurodyti 0 priede. Svarbi duomenų struktūros dalis yra įdėtas (angl. *nested*) „Products“ laukas, kuriame pateikiami detalesni laukai apie kiekvieno užsakymo produktus. Čia 17 laukų apibūdina konkretų užsakytą produktą ar jo modifikaciją: produkto pavadinimą, kategoriją, kiekį užsakyme, kainą, su produktu susijusias nuolaidas. Konkretūs su produktais susiję laukai ir jų paaiškinimai yra nurodyti 3 priede. Taigi, duomenys pasižymi hierarchine struktūra, apimančia tiek užsakymo lygmens, tiek produkto lygmens informaciją.

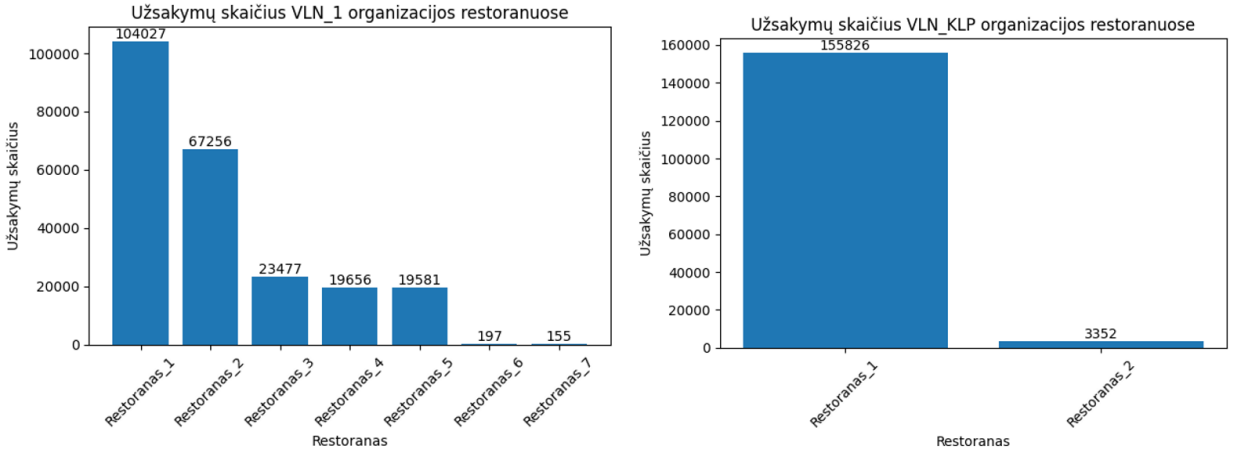
Lengvesniam interpretavimui kiekvienos organizacijos identifikatoriui buvo priskirtas su organizacijos miestu susijęs trumpinys: Vilnius („VLN“), Kaunas („KAU“) ir Klaipėda („KLP“). Daugiausiai restoranų ir užsakymų yra vienoje iš Vilniaus organizacijų („VLN_1“) – jai priklauso 7 restoranai, kurie bendrai sudaro apie 234 tūkst. užsakymų (žr. 8 pav.). Kitos organizacijos turi po 3, 2 arba 1 restoraną. Antroje vietoje pagal užsakymų skaičių yra Vilniuje ir Klaipėdoje („VLN_KLP“) restoranus turinti organizacija. Kitos duomenų rinkinyje fiksuojamos organizacijos turi ženkliai mažesnį užsakymų skaičių per analizuojamą laikotarpį. Kadangi tyrime nuspręsta taikyti sudėtingesnius giliojo mokymosi modelius, kurių stabiliam veikimui reikalingas pakankamai didelis užsakymų skaičius, „KAU“, „VLN_2“, „VLN_3“ ir „VLN_4“ organizacijos yra atmetamos.



8 pav. Restoranų ir užsakymų skaičius kiekvienoje organizacijoje

Pasirenkama analizuoti daugiausiai užsakymų turinčius restoranus iš „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ organizacijų. Kelių organizacijų restoranų įtraukimas grindžiamas siekiu tyrime atskleisti skirtingų tipų maitinimo įstaigų veiklos ypatumus bei įvertinti prognozavimo modelių stabilumą, tikslumą ir gebėjimą prisitaikyti prie skirtingų restoranų paklausos struktūrų. Priklausomai nuo restorano tipo, pavyzdžiui, greito maisto užeigos, kavinės ar pilno aptarnavimo restorano, paklausos dėsningumai, sezoniškumo pobūdis bei paklausai įtaką darantys veiksniai gali reikšmingai skirtis.

Pasirinktų organizacijų užsakymų skaičius kiekviename restorane pavaizduotas grafikuose (žr. **9 pav.**). „VLN_1“ organizacijoje apie 44 % visų užsakymų įvyksta viename restorane, apie 29 % – kitame, likę 5 restoranai sudaro apie 27 % visų užsakymų. Viena iš netolygaus užsakymų skaičiaus pasiskirstymo tarp restoranų priežasčių yra skirtingi fiksuojami laikotarpiai duomenyse. „Retoranas_1“ užsakymai apima 233 dienas, „Restoranas_2“ – 343 dienas, o likusieji – po 80 dienų. „VLN_KLP“ organizacijoje yra du restoranai, vienas iš jų turi didesnį užsakymų skaičių nei „VLN_1“ daugiausiai užsakymų turintis restoranas. Be to, „VLN_KLP“ organizacijos „Restaronas_1“ apima pilnus metus (nuo 2025-01-12 iki 2026-01-19), o tai yra palankiau modeliavime, nes leidžia tiksliau identifikuoti sezoninius ir periodinius paklausos dėsningumus. Pasirenkama toliau nagrinėti po vieną daugiausiai užsakymų turintį restoraną iš „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ organizacijų.

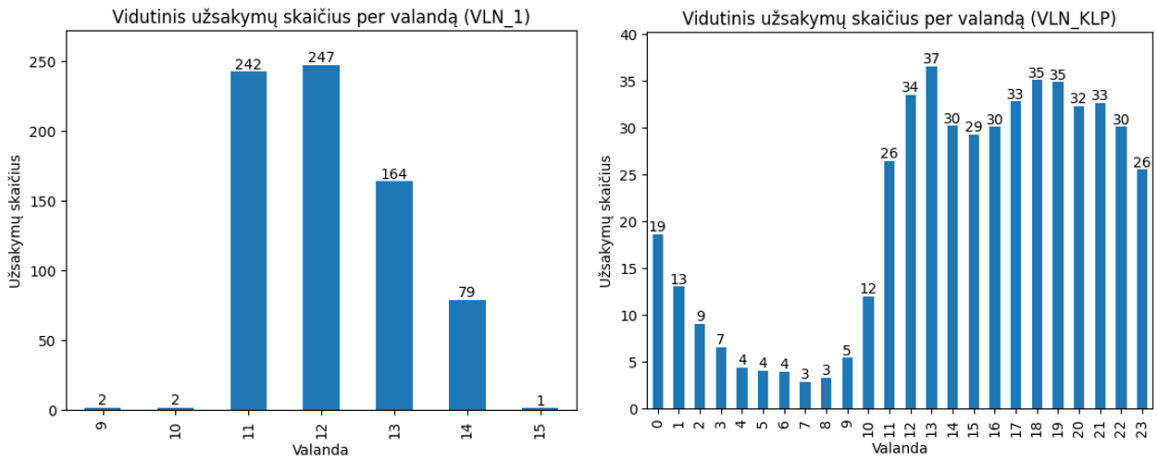


9 pav. Svarstomų organizacijų restoranų užsakymų skaičius

Šiame darbe prognozuojamas užsakymų skaičius per valandą, nes būtent tokiu laiko detalumo lygiu restoranų veikloje priimama didelė dalis operacinių sprendimų. Kaip pagrindinis laiko kintamasis pasirinktas „LocalStartDate“ laukas, nes jis atspindi lokalų to restorano laiką ir tiksliau atspindi realią restorano situaciją. Kitos dienos paklausos prognozė kiekvienai valandai leidžia įvertinti trumpalaikius paklausos svyravimus ir efektyviau planuoti restorano veiklą, pavyzdžiui, numatyti personalo ar atsargų poreikį kitai dienai. Taip pat tokia paklausos prognozė gali būti panaudojama dinaminės kainodaros modeliuose ar kitose pažangiose sistemose. Ilgalaikės tendencijos galėtų būti modeliuojamos, tik turint ilgesnį istorinių duomenų laikotarpį.

3.1.1. Restoranų statistinės charakteristikos

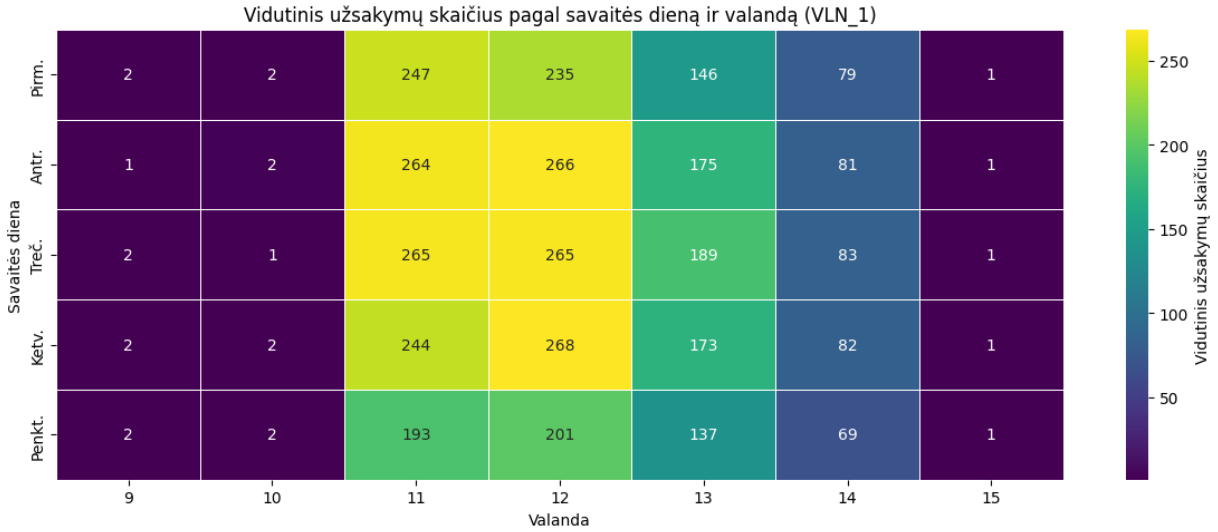
Patikrinus „VLN_1“ daugiausiai užsakymų turinčio restorano užsakymų reikšmių ekstremumus pagal kiekvieną paros valandą, pastebėta, kad duomenyse fiksuojami užsakymai įvyko tik 9–15 val. laikotarpiu. Vis dėlto 9, 10 ir 15 valandos neatrodo kaip tikros restorano darbo valandos, nes šiomis valandomis vidutiniškai fiksuota 1–2 užsakymai. Tikėtina, kad šiomis valandomis būdavo atliekamas užsakymų sistemos testavimas, todėl tikras „VLN_1“ darbo laikas greičiausiai apima 11–15 val. Toks darbo laikas primena verslo centruose įsikūrusių restoranų veiklos specifiką, kai labiausiai teikiami dienos pietų pasiūlymai. Priešingai, „VLN_KLP“ restoranas užsakymų turėjo kiekvieną paros valandą. Tai taip pat aiškiai matyti vidutinio užsakymų skaičiaus per valandą grafikuose (žr. **10 pav.**). „VLN_1“ restoranas užsakymus turėjo tik darbo dienomis, o „VLN_KLP“ – visomis savaitės dienomis ir kai kuriomis šventinėmis dienomis.



10 pav. Vidutinis užsakymų skaičius per valandą „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranuose

„VLN_KLP“ restoranas pasižymi didesniu užsakymų kiekiu, ilgesniu stebėjimo laikotarpiu bei pilnesne laiko struktūra. Kadangi šiame restorane užsakymai fiksuojami visomis paros valandomis ir visomis savaitės dienomis, paklausos dinamika yra įvairesnė ir sudėtingesnė. Priešingai, „VLN_1“ restorano paklausa labiau primena verslo centre įsikūrusią maitinimo vietą, kurios klientų srautai paprastai yra gana stabilūs, koncentruoti darbo dienomis bei pietų metu, todėl tokiame restorane išoriniai veiksniai, tokie kaip oro sąlygos, kalendoriniai efektai ar savaitgalio vartojimo įpročiai, tikėtina, turi mažesnę įtaką. Atsižvelgiant į tai, pasirinkti restoranai yra tinkami lyginamajai analizei, nes atspindi skirtingus maitinimo įstaigų veiklos modelius ir paklausos struktūras. Tai taip pat leidžia patikrinti, kaip prognozavimo modeliai prisitaiko prie skirtingos struktūros laiko eilučių. Galiausiai, tai sudaro prielaidas formuluoti platesnes išvadas apie modelių tinkamumą restoranų paklausai prognozuoti, neapsiribojant vieno konkretaus restorano ar vieno tipo maitinimo įstaigos atveju.

Paveiksle pavaizduotas „VLN_1“ restorano vidutinis valandinis užsakymų skaičius pagal savaitės dieną ir paros valandą (žr. 11 pav.). Didžiausias klientų aktyvumas stebimas pietų metu (11–12 val.). Šiomis valandomis vidutinis užsakymų skaičius didžiojoje dalyje darbo dienų viršija 240–260 užsakymų per valandą, o didžiausia reikšmė fiksuojama ketvirtadienį 12 val. (268 užsakymai). Po pietų piko paklausa pradeda mažėti – 13 val. ji vis dar išlieka gana aukšta (apie 140–190 užsakymų), tačiau 14 val. sumažėja iki maždaug 70–80 užsakymų per valandą. Taip pat matyti, kad savaitės viduryje (antradieniais–ketvirtadieniais) paklausa yra didžiausia, o penktadieniais sumažėja. Tokia paklausos struktūra leidžia teigti, kad restoranas yra orientuotas į dienos pietų segmentą ir pasižymi gana aiškiais bei nuspėjamais paklausos dėsningumais.



11 pav. „VLN_1“ vidutinis užsakymų skaičius per valandą pagal paros metą ir savaitės dieną

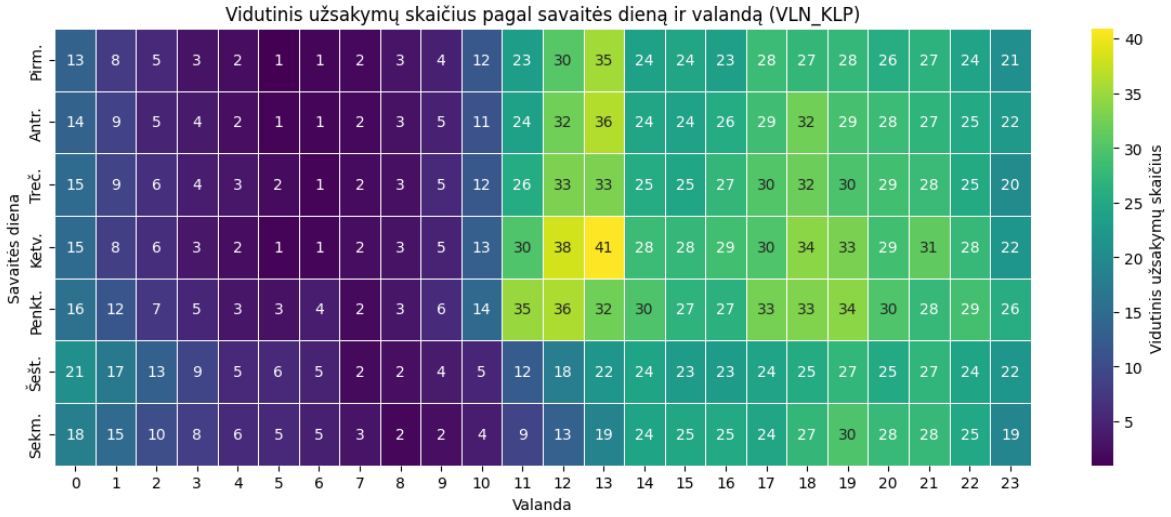
Be to, peržiūrėti dažniausiai užsakomi „VLN_1“ restorano produktai (žr. 3 lentelė). Didelę užsakymų dalį sudaro įvairūs garnyrai (gruzdintos bulvytės, bulvių košė, salotos ir kt.), o iš patiekalų dažniausiai užsakomas Kijevo kotletas. Atsižvelgiant į tai, galima teigti, jog restorano valgiaraštis atitinka prielaidą, jog restoranas teikia dienos pietų pasiūlymus.

3 lentelė. „VLN_1“ restorano dažniausiai užsakomi produktai

Produkto pavadinimas	**Užsakymų skaičius**
Gruzdintos bulvytės	19887
Bulvių košė	17863
Be priedų	11748
Depozitas	11388
Šviežių daržovių salotos	11305
Pakuotės mokestis	9600
Šviežių daržovių salotos	7805
Teriyaki sezamo padažas	7087
Gaivieji gėrimai 330ml	5031
Tradicinis kijevas	4899
Ryžiai	4470
Coleslow kopūstų salotos	4370

Žvelgiant į „VLN_KLP“ restorano vidutinį užsakymų skaičių pagal paros metą ir savaitės dienas, matyti, kad mažiausias užsakymų skaičius fiksuojamas ankstyvo ryto valandomis – maždaug nuo 4 iki 8 val., kai vidutinis užsakymų skaičius daugeliu dienų svyruoja tarp 2 ir 7 (žr. 12 pav.). Nuo 10–11 val. paklausa pradeda augti, o didžiausias aktyvumas stebimas pietų metu – apie 12–13 val. darbo dienomis. Ypač ryškus pikas matomas ketvirtadieniais 13 val., kai vidutinis užsakymų skaičius siekia 48. Po pietų paklausa išlieka gana aukšta ir stabiliai laikosi iki vakaro – maždaug nuo 17 iki 22 val. vidutinis užsakymų skaičius svyruoja

apie 30–39 užsakymus per valandą. Tai rodo, kad restoranas aktyviai veikia ne tik pietų metu, bet ir vakarais. Savaitgaliais užsakymų srautas taip pat išlieka, tačiau pietų pikas yra mažiau ryškus nei darbo dienomis. Savaitgaliais santykinai didesnis aktyvumas pastebimas nakties ir ankstyvo ryto valandomis, palyginti su darbo dienomis. Tai gali būti susiję su kitokiais vartotojų įpročiais laisvadieniais.



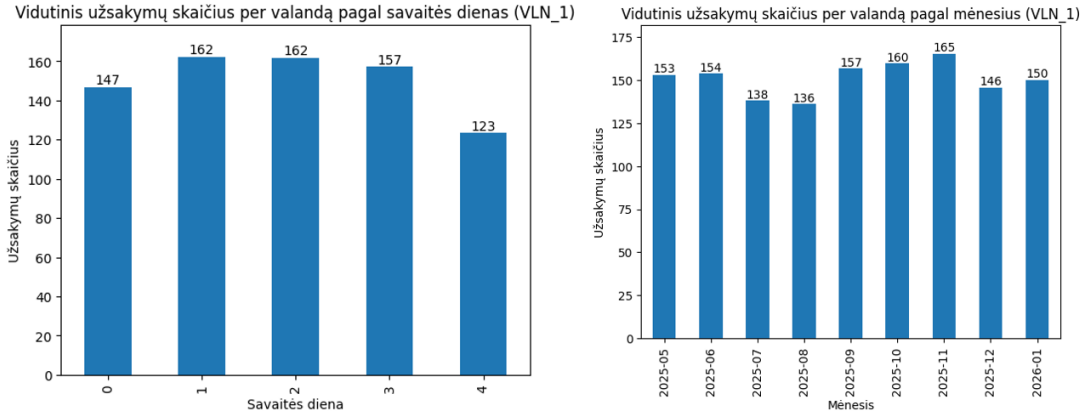
12 pav. Vidutinis užsakymų skaičius per valandą pagal paros metą ir savaitės dieną

Be to, siekiant išsiaiškinti, kokio tipo yra „VLN_KLP“ restoranas, peržiūrėti dažniausiai užsakomi produktai (žr. 4 lentelė). Remiantis produktų pavadinimais, galima daryti prielaidą, kad nagrinėjamas restoranas yra kebabinė – didelę užsakymų dalį sudaro įvairūs priedai (kopūstai, česnakinis padažas, jautiena, vištiena ir kt.), o vienas dažniausiai užsakomų patiekalų yra kebabas lavaše. Šią prielaidą papildo ir paklausos dinamika laike bei restorano veikla visą parą, nes tokio tipo maitinimo įstaigoms dažnai būdingas ilgas darbo laikas ir aktyvumas skirtingomis paros valandomis.

4 lentelė. „VLN_KLP“ restorano dažniausiai užsakomi produktai

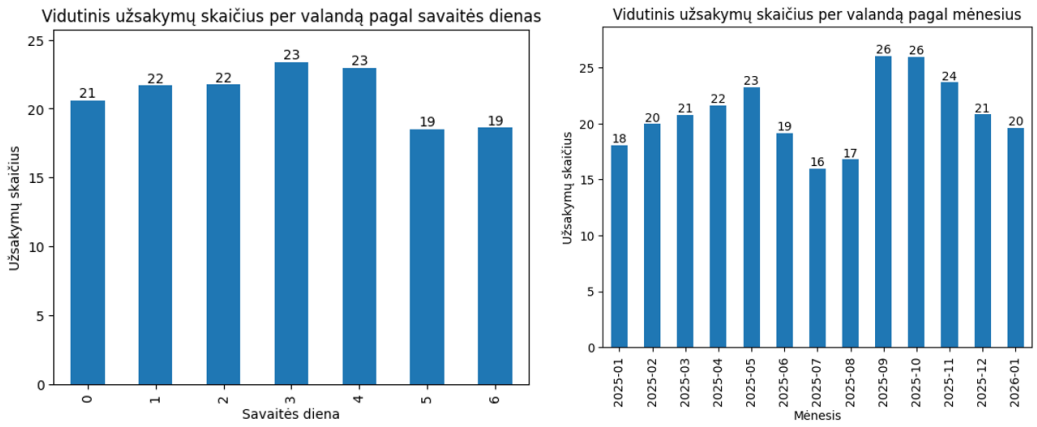
Produkto pavadinimas	**Užsakymų skaičius**
Kopūstai	122757
Kebabas lavaše	110689
Didesnis	71361
Česnakinis	70400
Jautiena	70294
Vištiena	69893
Mažesnis	68233
Taros mokestis	42097
Mišrus	41627
Plastikinės pakuotės mokestis	36321
Pakuotės mokestis	34589
Čipotle	30752

Vertinant kaip atrodo „VLN_1“ vidutinis užsakymų skaičius per valandą pagal savaitės dienas, pastebima, kad paklausa yra gana stabili (žr. 13 pav.). Kiek mažiau užsakymų vidutiniškai fiksuojama pirmadieniais ir penktadieniais, o tai galėtų būti susiję su tuo, kad tomis dienomis mažesnė dalis darbuotojų dirba iš biuro. Tai yra paremta prielaida, jog restorano tiksliniai klientai yra netoliese dirbantys asmenys. Taip pat mažesnis užsakymų skaičius pastebimas ir liepos bei rugpjūčio mėnesiais. Tai galėtų būti susiję su pasikeitusiais vartojimo įpročiais vasaros metu, atostogų sezonu. Vis dėlto svarbu atkreipti dėmesį, jog šio restorano užsakymų duomenys apima mažiau nei vienerius metus, todėl nežinoma, ar tai yra sezoniškumas, ar tik atsitiktinumas analizuojamu laikotarpiu.



13 pav. Vidutinis „VLN_1“ užsakymų skaičius per valandą pagal savaitės dienas ir mėnesius

„VLN_KLP“ restorano vidutinis užsakymų skaičius per valandą pagal savaitės dienas ir mėnesius nepasižymi ryškiais skirtumais – vidutiniškai nežymiai mažiau užsakymų sulaukiama savaitgalių dienomis bei vasaros mėnesiais, ypač liepos ir rugpjūčio mėnesiais, o daugiausiai užsakymų per valandą stebima rugsėjo ir spalio mėnesiais (žr. 14 pav.). Panašiai kaip ir „VLN_1“ atveju, daryti tvirtas išvadas apie pastebėtas tendencijas nebūtų teisinga. Kadangi turimi restorano duomenys apima vienerius metus, nežinoma ar mažesnis užsakymų skaičius liepą ir rugpjūtį bei didesnis – rudens mėnesiais yra dėsningumas, o ne atsitiktinumas analizuojamais metais.

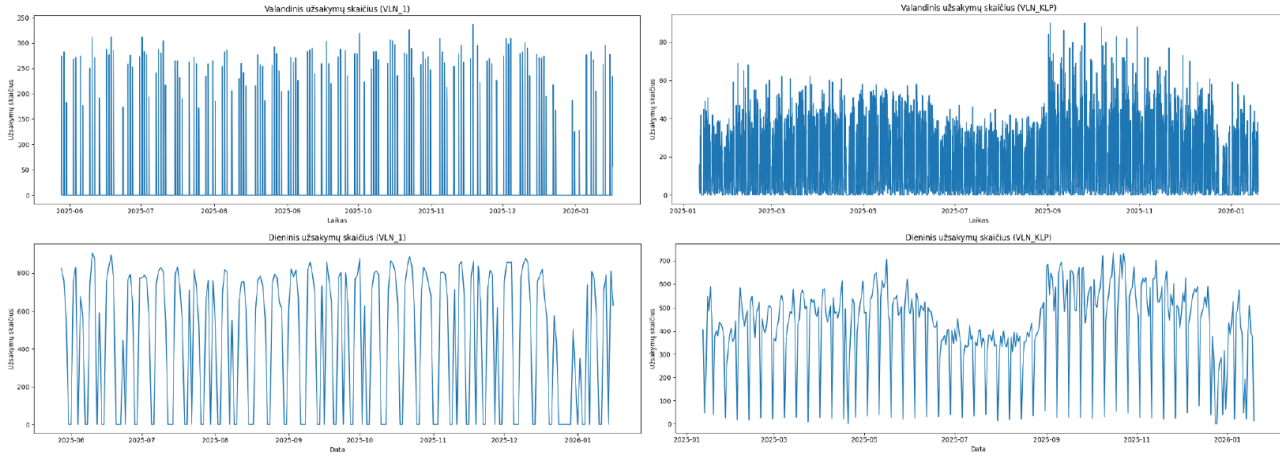


14 pav. Vidutinis „VLN_KLP“ užsakymų skaičius per valandą pagal savaitės dienas ir mėnesius

„VLN_KLP“ restorano duomenų rinkinys apima užsakymus nuo 2025 m. sausio 12 d. iki 2026 m. sausio 19 d., o „VLN_1“ – nuo 2025 m. gegužės 28 d. iki 2026 sausio 16 d. Pagal užsakymų datos ir laiko lauką „LocalStartDate“ minėtų restoranų duomenų rinkiniai buvo paversti į laiko eilutės formatą, t.y. sugeneruota kiekviena mėnesio diena per analizuojamą laikotarpį ir kiekviena tos paros valanda (nuo 00:00 iki 23:00) bei suskaičiuotas bendras kiekvienos valandos užsakymų skaičius. Siekiant įvertinti užsakymų dinamiką laike, buvo sudaryti valandinio ir dieninio užsakymų skaičiaus grafikai (žr. 15 pav.). Grafikuose matoma užsakymų dinamika patvirtina ryškų restoranų paklausos sezoniškumą ir laiko eilučių nestacionarumą.

Valandiniai grafikai atskleidžia esminius skirtumus tarp restoranų veiklos pobūdžio. „VLN_1“ restorane užsakymai koncentruojasi siaurame laiko intervale – daugiausia pietų laikotarpiu, o nakties valandomis užsakymų nėra. „VLN_KLP“ restorane užsakymai fiksuojami visą parą,

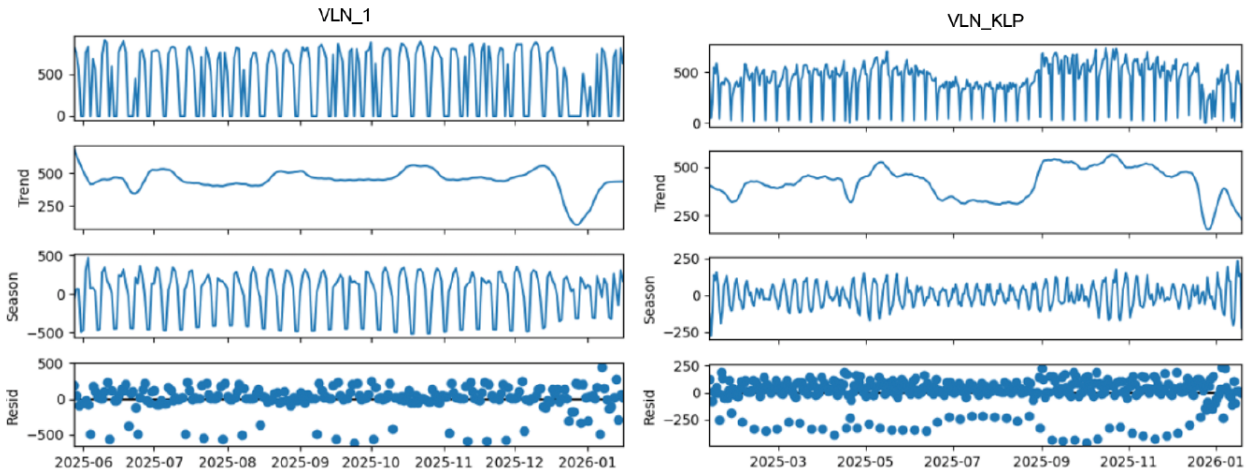
o jų srautai pasižymi nuolatiniu svyravimu, kas rodo nenutrūkstamą veiklą ir įvairesnę klientų elgseną skirtingomis paros valandomis. Dieniniai grafikai dar labiau išryškina šiuos skirtumus. „VLN_1“ restorane aiškiai matomi periodiški kritimai iki nulio, kurie atitinka savaitgalius ar nedarbo dienas. Be to, paklausa išlieka gana stabili visais analizuojamais mėnesiais, todėl paklausos struktūra yra reguliari ir gana nuspėjama. Priešingai, „VLN_KLP“ restorane užsakymų skaičius išlieka nenulinis beveik visomis dienomis, o paklausa pasižymi didesniais svyravimais bei aiškesnėmis ilgalaikėmis tendencijomis, pavyzdžiui, vasaros laikotarpiu stebimas paklausos sumažėjimas, o rudenį – augimas.



15 pav. Restoranų valandinio ir dieninio užsakymų skaičiaus dinamika laike

Papildomai atliktas dieninio užsakymų skaičiaus laiko eilutės išskaidymas abiem restoranams (žr. 16 pav.), siekiant vizualiai įvertinti tendencijos, sezoniškumo ir liekanų komponentes. Abiem atvejais aiškiai išryškėja stipri sezoniškumo komponentė, atspindintis pasikartojančius savaitinius paklausos svyravimus. Pastebima, kad „VLN_KLP“ restorane sezoniškumo komponentė yra tolygesnė ir nuoseklesnė visame laikotarpyje, o tai rodo stabilesnį paklausos ciklišumą. „VLN_1“ restorano sezoniškumas yra labiau fragmentiškas dėl riboto darbo laiko ir paklausos koncentracijos tik tam tikromis valandomis. Tendencijos komponentės rodo, kad „VLN_1“ paklausa išlieka panašiame lygyje visą laikotarpi, išskyrus gruodį ir sausį, o „VLN_KLP“ restorane paklausos lygis svyruoja ryškiau. Liekanų

komponentė rodo, kad nors didžioji dalis paklausos svyravimų yra paaiškinama sezoniškumu ir tendencija, išlieka ir atsitiktinių nukrypimų.



16 pav. Dieninio užsakymų skaičiaus laiko eilučių komponentės

Taip pat buvo apskaičiuotos restoranų pagrindinės statistinės charakteristikos kiekvienai valandai (žr. 4 priedą). „VLN_1“ restorane, kaip jau pastebėta, didžiausias užsakymų intensyvumas stebimas 11–13 val., kai medianų reikšmės siekia apie 206–207 užsakymų, o standartinis nuokrypis yra aukštas, rodantis reikšmingus svyravimus tarp dienų. „VLN_KLP“ restorane užsakymai fiksuojami visomis paros valandomis ir paklausa yra pasiskirsčiusi tolygiau. Nors ankstyvomis ryto valandomis užsakymų lygis yra mažesnis, jis išlieka nenulinis, o didžiausias aktyvumas stebimas tiek pietų, tiek vakaro metu. Skirtingai nei „VLN_1“, čia medianos ir vidurkiai yra artimesni vienas kitam, o standartiniai nuokrypiai, nors ir didesni aktyviausiomis valandomis, rodo santykinai tolygesnį kintamumą. Bendrai, „VLN_1“ pasižymi labai koncentruota, aukšto intensyvumo, tačiau trumpalaike paklausa, o „VLN_KLP“ – nuolatine, visą parą pasiskirsčiusia ir labiau išskaidyta paklausa. Tai dar kartą patvirtina, kad analizuojami restoranai atspindi skirtingus veiklos modelius ir pasižymi skirtingais paklausos dėsningumais.

3.2. Duomenų paruošimas

3.2.1. Trūkstamų reikšmių analizė

Šiame skyrelyje aptariamas duomenų paruošimo analizei etapas, kuris apima trūkstamų reikšmių valdymo strategiją. Pirmiausia, peržiūrimos visos restoranų analizuojamų laikotarpių dienos pagal užsakymų skaičių. „VLN_1“ atveju, nors nuo 2025 m. gegužės 28 d. iki 2026 m. sausio 16 d. yra 234 dienos (imtinai), 92 iš jų neturi nei vieno užsakymo. Svarbu paminėti, jog šios 92 dienos nebuvo užfiksuotos originaliame duomenų rinkinyje, todėl būtų neteisinga laikyti, kad tomis dienomis nebuvo paklausos. Tomis dienomis restoranas galėjo nedirbti arba tai gali būti trūkstamos reikšmės, kuomet reali paklausa nebuvo lygi nuliui, tad paklausa šiomis dienomis laikoma neapibrėžta. 66 iš užsakymų neturinčių dienų yra visos laikotarpio savaitgalių dienos (šeštadieniai ir sekmadieniai) bei dar 26 – kitos dienos. Taigi, laiko eilutėje yra 142 dienos, kurių metu buvo fiksuotas bent vienas užsakymas.

Iš 26 ne savaitgalio dienų be užsakymų, 6 sutapo su valstybinėmis šventėmis. Kadangi ir kitomis keturiomis šventinėmis dienomis, kurios buvo fiksuotos duomenų rinkinyje, restoranas neturėjo užsakymų, daroma prielaida, kad restoranas valstybinių švenčių metu nedirba. Kitos 20 trūkstamų dienų pasižymi sisteminiu pasiskirstymu (žr. 0 priedą). Jos slenka per savaitės dienas – vieną savaitę trūksta pirmadienio, kitą – antradienio ir t. t. Po tokio ciklo, kelias savaites visas darbo dienas yra užsakymų, o vėliau vėl pastebimas toks pats slinkimas. Mažai tikėtina, kad restoranas iš tiesų dirba tokiu režimu. Toks dėsningumas rodo, kad trūkstamos dienos nėra atsitiktiniai atvejai, o tikriausiai yra susiję su duomenų rinkimo ar saugojimo proceso ypatumais. Siekiant išvengti paklausos iškraipymų – modelių prielaidos, kad tomis dienomis paklausos nebuvo – 26 dienoms, kurių duomenyse trūksta, užsakymų skaičiui priskirtos ne nulinės, o trūkstamos (NaN) reikšmės. Šioms dienoms identifikuoti sukurtas binarinis „is_missing“ kintamasis, leidžiantis modeliams atskirti realias nulinės paklausos reikšmes nuo trūkstamų duomenų atvejų. Kadangi giliojo mokymosi modeliai negali tiesiogiai apdoroti trūkstamų reikšmių, jų atveju trūkstamos reikšmės papildomai užpildytos nuliais, o „is_missing“ ir „is_working“ (nurodo ar valanda patenka į

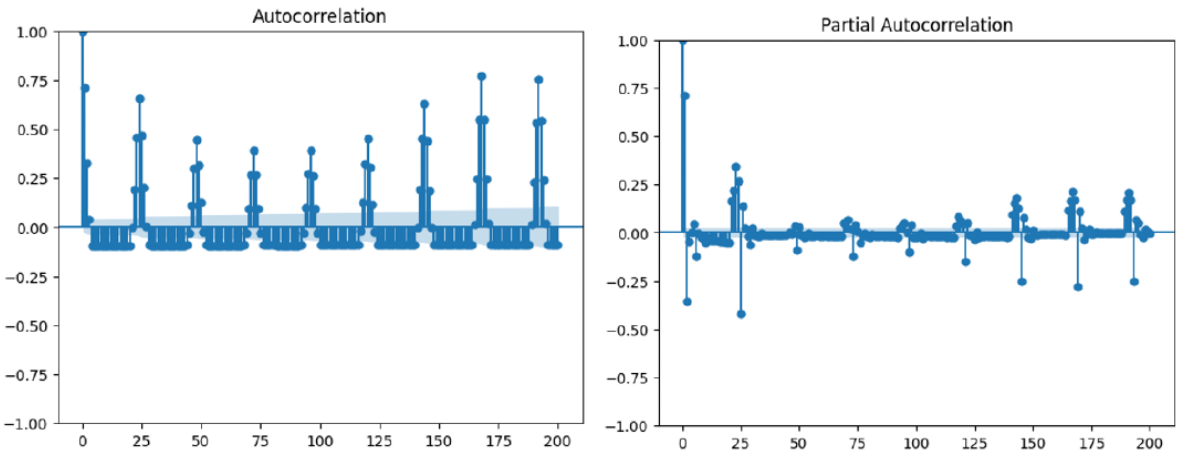
darbo laiką) kintamieji naudoti kaip papildomas kontekstas modeliams. Priešingai, „XGBoost“ modelis galėjo tiesiogiai apdoroti trūkstamas reikšmes, todėl užpildymas nulinėmis reikšmėmis nebuvo būtinas.

„VLN_KLP“ restoranų duomenų rinkinyje trūksta tik trijų dienų – 2025 m. balandžio 20 d. bei gruodžio 24 ir 25 d. Kadangi šios dienos sutampa su šventinėmis dienomis – Velykomis, Kūčiomis ir Kalėdomis, įvedamas tik „is_holiday“ kintamasis, nurodantis modeliui, jog tai buvo šventinės dienos ir suteikiantis konteksto, kodėl šiomis dienomis restorane paklausos nebuvo. Platesnis įtrauktų kintamųjų aprašymas yra nurodytas kitame skyrelyje.

3.2.2. Požymių inžinerija

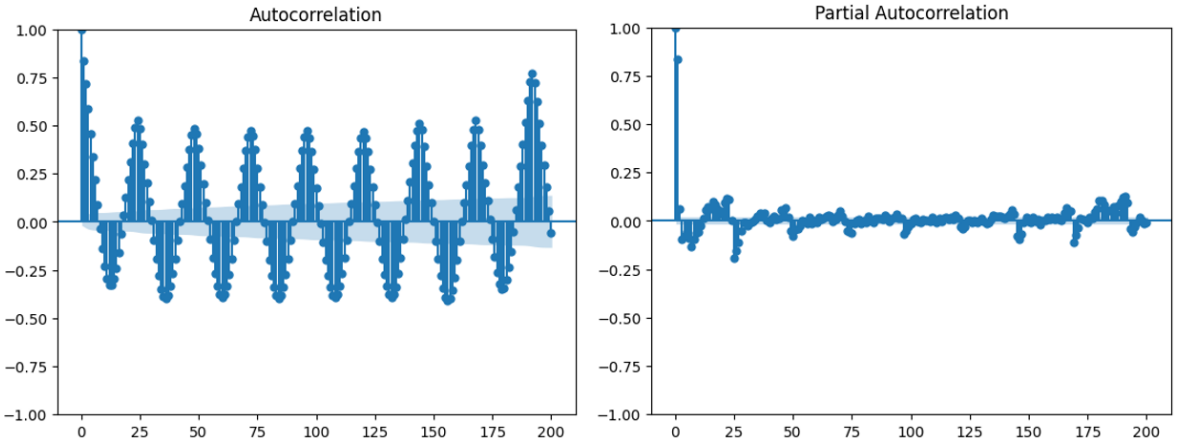
Abiem restoranams sukurti duomenų rinkiniai analizei apima skirtingus požymius. Pagrindinis prognozuotinas kintamasis yra tam tikrą valandą fiksuotas užsakymų skaičius („orders“), kuris atspindi paklausos lygį. Be to, sukurti su užsakymo laiku susiję požymiai – užsakymo data ir laikas („datetime_hour“), data be laiko („date“), valanda („hour“), mėnesis („month“), diena („day“), savaitės diena („day_of_week“), binarinis savaitgalio dienos kintamasis („is_weekend“). Taip pat sukurtas šventinę dieną identifikuojantis kintamasis („is_holiday“), leidžiantis modeliams įvertinti galimą šventinių dienų poveikį paklausai bei atskirti šiuos laikotarpius nuo įprastų dienų. Be šių laiko kintamųjų sukurti ir vėlavimų (angl. *lag*) bei slenkančių vidurkių (angl. *rolling mean*) požymiai, leidžiantys modeliams įvertinti trumpalaikę ir pasikartojančią paklausos dinamiką.

Statistiškai reikšmingiems vėlavimams nustatyti buvo sudaryti autokoreliacijos (ACF) ir dalinės autokoreliacijos (PACF) grafikai. „VLN_1“ grafikai parodo aiškią ir stiprią teigiamą autokoreliaciją ties pirmuoju vėlavimu, taip pat – aiškiai išreikšti periodiniai pikai kas 24 ir 168 vėlavimus, kurie rodo paros ir savaitės sezoniškumą (žr. 17 pav.). Tolimesni vėlavimai reikšmingos papildomos informacijos nesuteikia, todėl jų įtraukimas į modelį nėra pagrįstas. Todėl modeliavimui pasirinkti 1, 24 ir 168 valandų vėlavimai, leidžiantys atspindėti trumpalaikę priklausomybę bei pagrindinius periodinius paklausos dėsningumus.



17 pav. „VLN_1“ ACF ir PACF grafikai

„VLN_KLP“ restorano ACF ir PACF grafikai atskleidžia panašius laiko ryšius, tačiau lyginant su „VLN_1“ restoranu, „VLN_KLP“ pasižymi aiškiau išreikšta ir nuoseklesne sezoniškumo struktūra, o tai rodo labiau ciklišką ir reguliariai besikartojančią paklausą (žr. 18 pav.). PACF grafike dominuoja pirmojo vėlavimo poveikis, o ACF grafike matomi ryškūs periodiniai pikai ties 24 ir 168 vėlavimais. Atsižvelgiant į šiuos rezultatus, „VLN_KLP“ restorano modeliavimui pasirinkti 1, 24 ir 168 valandų vėlavimai.



18 pav. „VLN_KLP“ ACF ir PACF grafikai

Papildomai atliktas „Ljung–Box“ testas patvirtino, kad visiems nagrinėtiems vėlavimams autokoreliacija yra statistiškai reikšminga (p reikšmės yra artimos nuliui), todėl galima atmesti nulinę hipotezę, jog laiko eilutė yra atsitiktinė (angl. *white noise*). Taigi, duomenų rinkiniuose buvo sukurti vėlavimo požymiai: vienos valandos vėlavimas („lag_1“), leidžiantis užfiksuoti trumpalaikę paklausos dinamiką, taip pat 24 valandų vėlavimas („lag_24“), atspindintis galimą paros ciklišką, bei 168 valandų vėlavimas („lag_168“), leidžiantis įvertinti savaitinį sezoniškumą.

Taip pat sukurti ir slenkančių vidurkių požymiai – 3 valandų („rolling_mean_3“), 24 valandų („rolling_mean_24“) ir 168 valandų („rolling_mean_168“) vidurkiai. Šie požymiai leidžia modeliams ne tik įvertinti pavienes ankstesnes reikšmes, bet ir atpažinti bendrą paklausos

lygio tendenciją skirtinguose laikotarpiuose. Trumpesnis 3 valandų vidurkis gali padėti fiksuoti momentinius paklausos pokyčius, pavyzdžiui, pietų piko metą (11–13 val.), 24 valandų vidurkis – paros paklausos lygio svyravimus, o 168 valandų vidurkis – savaitinius svyravimus.

Papildomai patikrinti su valandiniu užsakymų srautu susiję finansiniai rodikliai – sugeneruotos pajamos („revenue“), vidutinė užsakymo vertė („avg_order_value“) bei suteiktų nuolaidų suma („discount_sum“). Šie požymiai gali suteikti papildomos informacijos apie vartotojų elgseną ir galimus paklausos svyravimus. Pavyzdžiui, didesnė vidutinė užsakymo vertė ar aktyviau taikomos nuolaidos gali būti susijusios su didesniu klientų aktyvumu tam tikrais laikotarpiais. Vis dėlto prognozuojant užsakymų skaičių, galima naudoti tik minėtų finansinių rodiklių vėlavimus, nes jie yra glaudžiai susiję su pačiu užsakymų skaičiumi, tad jų naudojimas realiame laiko momente sukeltų duomenų nutekėjimą.

Įvertinus minėtų finansinių rodiklių 1 valandos ir 24 valandų vėlavimus, matyti, kad „VLN_1“ restorano atveju užsakymų skaičius turi stiprią teigiamą koreliaciją su pajamų vėlavimais, su vidutine užsakymo verte koreliacijos praktiškai nėra, o su nuolaidos sumos vėlavimais – vidutinė teigiama koreliacija (žr. 19 pav.). Tai rodo, kad nuolaidų politika šiame restorane gali būti labiau susijusi su paklausos svyravimais arba aktyviau naudojama skatinant pardavimus. Todėl į duomenų rinkinį įtraukiami „revenue_lag_1“, „revenue_lag_24“ ir „discount_lag_24“.

	orders	revenue	avg_order_value	discount_sum
orders	1.000000	0.996242	-0.054792	0.782595
revenue	0.996242	1.000000	-0.028684	0.762594
avg_order_value	-0.054792	-0.028684	1.000000	-0.117695
discount_sum	0.782595	0.762594	-0.117695	1.000000

	orders	revenue_lag_1	revenue_lag_24
orders	1.000000	0.712265	0.773845
revenue_lag_1	0.712265	1.000000	0.535639
revenue_lag_24	0.773845	0.535639	1.000000

	orders	discount_lag_1	discount_lag_24
orders	1.000000	0.472378	0.608014
discount_lag_1	0.472378	1.000000	0.327477
discount_lag_24	0.608014	0.327477	1.000000

	orders	avg_order_lag_1	avg_order_lag_24
orders	1.000000	0.11127	-0.049254
avg_order_lag_1	0.111270	1.00000	0.619080
avg_order_lag_24	-0.049254	0.61908	1.000000

19 pav. „VLN_1“ užsakymo skaičiaus koreliacija su finansiniais požymiais

„VLN_KLP“ restorano atveju matyti, kad užsakymų skaičius turi stiprią teigiamą koreliaciją su pajamų 1 valandos vėlavimu ir vidutinę koreliaciją su 24 valandų vėlavimu. Su vidutinės užsakymo vertės ir nuolaidos sumos vėlavimais koreliacijos praktiškai nėra (žr. 20 pav.). Todėl į šį duomenų rinkinį įtraukiami „revenue_lag_1“ ir „revenue_lag_24“.

	orders	revenue	avg_order_value	discount_sum
orders	1.000000	0.965574	0.033146	0.074108
revenue	0.965574	1.000000	0.220017	0.069404
avg_order_value	0.033146	0.220017	1.000000	-0.003063
discount_sum	0.074108	0.069404	-0.003063	1.000000

	orders	revenue_lag_1	revenue_lag_24
orders	1.000000	0.825293	0.508573
revenue_lag_1	0.825293	1.000000	0.495064
revenue_lag_24	0.508573	0.495064	1.000000

	orders	avg_order_lag_1	avg_order_lag_24
orders	1.000000	0.087007	0.045842
avg_order_lag_1	0.087007	1.000000	0.119287
avg_order_lag_24	0.045842	0.119287	1.000000

	orders	discount_lag_1	discount_lag_24
orders	1.000000	0.059487	0.028113
discount_lag_1	0.059487	1.000000	-0.002453
discount_lag_24	0.028113	-0.002453	1.000000

20 pav. „VLN_KLP“ užsakymo skaičiaus koreliacija su finansiniais požymiais

Kiti pradiniuose duomenyse buvę laukai, tokie kaip individualūs klientų identifikatoriai, mokėjimo tipai, užsakymo kanalai ar užsakytų produktų informacija, nebuvo įtraukti į galutinį valandinį duomenų rinkinį. Toks sprendimas priimtas dėl kelių priežasčių. Pirma, dalis šių laukų yra pernelyg detalūs užsakymo lygmeniui ir sunkiai interpretuojami valandiniame lygmenyje. Antra, siekta išlaikyti modelį interpretuojamą ir orientuotą į pagrindinius paklausos veiksnius – laiko struktūrą, istorinius paklausos dėsningumus bei bendrą vartojimo intensyvumą.

Nors literatūros apžvalgoje įvardinta, kad restoranų paklausai įtaką daro daugelis išorinių veiksnių (žr. 1 lentelę), kai kurie jų šiame darbe nėra įtraukiami. Pirmiausia, ekonominiai rodikliai kaip BVP ar vidutinis darbo užmokestis yra sunkiai suderinami su valandine duomenų struktūra. Antra, jų poveikis dažniausiai pasireiškia ilgesniu laikotarpiu, todėl trumpalaikės valandinės prognozės kontekste jie suteiktų ribotą papildomą informaciją. Be to, žemo dažnio makroekonominių rodiklių įtraukimas į valandinį modelį galėtų lemti šių efektų persidengimą su sezoniškumo ar kalendoriniais dėsningumais. Visgi buvo patikrinta, ar užsakymų skaičiui įtaką turi atlyginimų išmokėjimo laikotarpis, paprastai apimantis paskutines mėnesio dienas ir kito mėnesio pirmą savaitę. Pastebėta, kad vidutinis užsakymų skaičius, abiejų restoranų atveju, analizuojamais laikotarpiais beveik nesiskiria nuo kitų laikotarpių, todėl šis kintamasis neįtraukiamas.

Demografiniai rodikliai taip pat yra neįtraukiami nei į vieną restoranų duomenų rinkinį, nes jie nėra suderinami su valandiniais duomenimis bei nežinoma informacija apie tikslinius restorano klientus ir jų profilį. Geografiniai ir konkurenciniai veiksniai irgi nenaudojami, kadangi trūksta tikslesnės informacijos apie nagrinėjamų restoranų lokacijas – žinoma tik, kad restoranai yra Vilniuje.

Visgi siekiant įvertinti trumpalaikių išorinių veiksnių įtaką paklausai, į modelius yra įtraukiami su orais susiję kintamieji kiekvienai valandai – temperatūra („temp“), santykinis oro drėgnumas procentais („rhum“), kritulių kiekis milimetrais („prcp“) ir kategorinis orų sąlygas apibūdinantis kintamasis („coco“). Pastarasis kintamasis apima reikšmes nuo 1 iki 27, kur kiekvienas skaitmuo atitinka tam tikrų orų sąlygų apibūdinimą, pavyzdžiui, debesuotumas, lietus, audra (žr. 0 priedą). Šiame darbe naudojami Vilniaus meteorologinės stoties duomenys, gauti iš viešai prieinamos „Meteostat“ duomenų bazės [77]. Kadangi tyrimo tikslas yra ne tik prognozuoti paklausą, bet ir įvertinti atskirų požymių reikšmę modelių sprendimams, modeliuose apmokymo ir testavimo metu naudojamos faktinės istorinių laikotarpių oro sąlygų reikšmės. Toks sprendimas leidžia įvertinti, ar oro sąlygos turi reikšmingą ryšį su šių restoranų paklausa ir ar suteikia papildomos informacijos prognozavimo modeliams. Vis dėlto sudarant prognozes į ateitį faktinės būsimų laikotarpių oro sąlygos nebūtų žinomos, todėl praktikoje šie kintamieji turėtų būti pakeičiami meteorologinių prognozių duomenimis.

Galutiniai požymių sąrašai nagrinėjamiems restoranams yra nurodyti lentelėse (žr. 4 lentelė 5 lentelė).

5 lentelė. „VLN_1“ paklausai prognozuoti atrinktų požymių sąrašas

Požymių grupė	**Požymiai**
Tikslo požymis	orders
Laiko požymiai	datetime_hour, date, hour, day_of_week, day, month, is_weekend, is_holiday, lag_1, lag_2, lag_24, lag_168, rolling_mean_3, rolling_mean_24, rolling_mean_168
Restorano istorinių duomenų susiję požymiai ir su veiklos ypatumais susiję požymiai	revenue_lag_1, revenue_lag_24, discount_lag_24, is_working, is_missing
Orų požymiai	temp, rhum, prcp, coco

6 lentelė. „VLN_KLP“ paklausai prognozuoti atrinktų požymių sąrašas

Požymių grupė	**Požymiai**
Tikslo požymis	orders
Laiko požymiai	datetime_hour, date, hour, day_of_week, day, month, is_weekend, is_holiday, lag_1, lag_24, lag_168, rolling_mean_3, rolling_mean_24, rolling_mean_168
Restorano istorinių duomenų ir su veiklos ypatumais susiję požymiai	revenue_lag_1, revenue_lag_24
Orų požymiai	temp, rhum, prcp, coco

3.2.3. Reikšmių normalizavimas

Siekiant užtikrinti stabilesnį ir efektyvesnį giliojo mokymosi modelių mokymąsi, prieš modeliavimą buvo taikytas skaitinių požymių standartizavimas, transformuojantis duomenis taip, kad jų vidurkis būtų lygus nuliui, o standartinis nuokrypis – vienetas. Standartizavimas taikytas tik giliojo mokymosi modeliams, kadangi šie modeliai yra jautrūs požymių mastelių skirtumams. Kad būtų išvengta informacijos nutekėjimo, standartizavimo parametrai apskaičiuoti tik pagal apmokymo imtį, o vėliau pritaikyti validavimo ir testavimo imtims. „XGBoost“ modeliui standartizavimas netaikytas, nes medžių ansamblių metodai nėra jautrūs požymių masteliui.

3.3. Sezoninio naiviojo modelio rezultatai

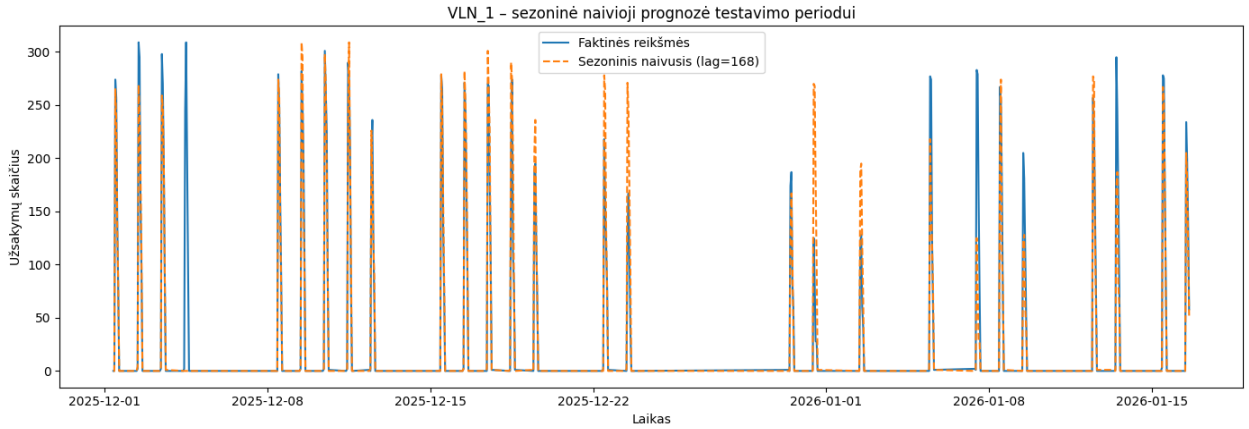
Pirmiausia, buvo sudarytas sezoninis naivusis modelis, kaip atskaitos taškas kitų modelių kokybei ir tikslumui įvertinti. Prognozės pagal 168 val. vėlavimą buvo tikslesnės nei pagal 24 val. vėlavimą. Matoma, kad „VLN_1“ atveju MAE siekia 27,005, t. y. modelis klysta apie 27 užsakymus (žr. 7 lentelė). RMSE siekia apie 54,5, o WAPE – apie 27.

7 lentelė. „VLN_1“ sezoninio naiviojo modelio paklaidų metrikos

MAE	**RMSE**	**WAPE**
27,005	54,477	26,964

Žvelgiant į modelio prognozę testavimo laikotarpiu matyti, kad sezoninis naivusis modelis gana tiksliai atkuria bendrą paklausos lygį ir pagrindinę dienos struktūrą, tačiau neteisingai įvertina faktinį užsakymų intensyvumą tam tikromis valandomis (žr. 21 pav.). Kitaip tariant,

kai kurių ankstesnių savaičių dienų užsakymų skaičius buvo artimas testavimo laikotarpio dienoms ir dėl šio atsitiktinumo prognozės buvo pakankamai tikslios. Nors žvelgiant į grafiką prognozė galėtų atrodyti neblogai, pagrindinis šio modelio ribotumas yra prielaida, jog paklausa išlieka tolygi kiekvieną savaitę, o tokia prielaida retai atitinka realybę. Restoranams, kurie yra įsikūrę verslo centruose ir teikia dienos pietų pasiūlymus sezoninė naivioji prognozė galėtų būti priimtina, kadangi šiose maitinimo įstaigose paprastai nemaža dalis klientų yra pastovūs – pietaujantys restorane kasdien arba kelias dienas per savaitę. Tačiau toks modelis netiksliai prognozuos natūralų paklausos kintamumą, susijusį su nepastoviųjų klientų pasirinkimais bei išoriniais veiksniai, kurie gali daryti įtaką ir pastoviųjų klientų elgsenai.



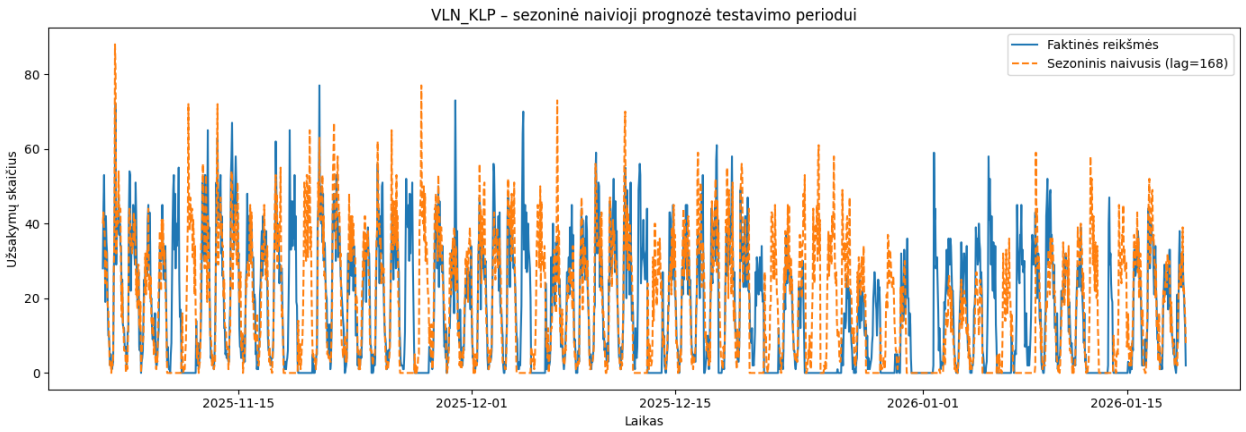
21 pav. „VLN_1“ sezoninio naiviojo modelio prognozė testavimo laikotarpiui

„VLN_KLP“ restorano sezoninė naivioji prognozė buvo geresnė pagal MAE – modelis vidutiniškai klysta apie 11 užsakymų. Mažesnė yra ir RMSE reikšmė – 17,139, tačiau WAPE metrika yra beveik 2,5 karto didesnė nei „VLN_1“ modelio atveju (žr. 8 lentelę). Tikėtina, jog WAPE metrika yra aukšta dėl sąlyginai mažo užsakymų skaičiaus per valandą „VLN_KLP“ restorane – naktinėmis valandomis užsakymų būdavo vos keletas arba išvis nebūdavo, todėl tokių dienų prognozės vis tiek galėjo išdidinti WAPE reikšmę, nors ir ne taip stipriai kaip būtų MAPE metrikos skaičiavimo atveju.

8 lentelė. „VLN_KLP“ sezoninio naiviojo modelio paklaidų metrikos

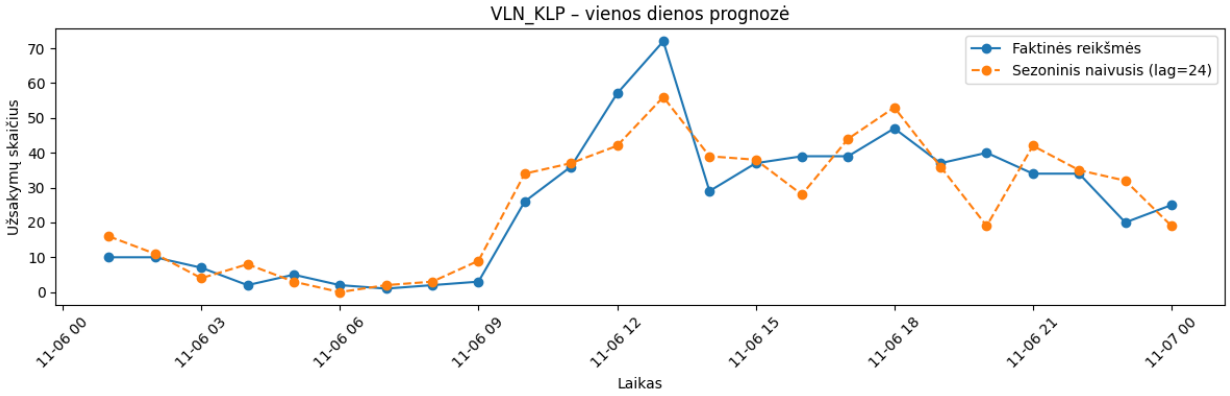
MAE	**RMSE**	**WAPE**
11,324	17,139	66,589

Panašiai kaip ir „VLN_1“, „VLN_KLP“ modelio prognozė testavimo laikotarpiu kai kuriomis dienomis buvo gana tiksli, tačiau nemažai daliai dienų užsakymų skaičiaus prognozės buvo arba per mažos arba per didelės (žr. 22 pav.). Matyti, kad modelis tiesiog atkartodamas sezoninius svyravimus neįvertina tam tikrų dienų specifikos, pavyzdžiui, didesnio užsakymų skaičiaus po sausio pirmosios dienos.



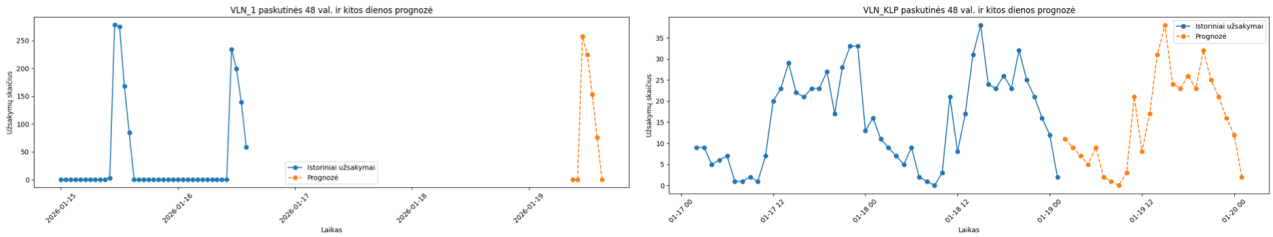
22 pav. „VLN_KLP“ sezoninio naiviojo modelio prognozė testavimo laikotarpiui

Žvelgiant į vieną iš testavimo laikotarpio dienų, pastebima, kad modelis pakankamai gerai prognozuoja ankstyvas paros valandas, kuomet užsakymų yra mažiau, tačiau ženkliau suklysta piko metu (nuo 9 val. iki 14 val.) (žr. 23 pav.). Tai yra logiška, nes piko valandos pasižymi didesne variacija, todėl mažai tikėtina, kad kiekvieną dieną ar savaitę atsikartos panašiomis užsakymų apimtimis. Pagrindinė prognozės netikslumo problema – prognozuojamas mažesnis užsakymų skaičius nei jis buvo iš tiesų. Vadovaujantis tokia prognoze restoranas gali būti nepasiruošęs aptarnauti realaus klientų srauto bei taip prarasti pajamas ar patirti žalą savo įvaizdžiui, klientų pasitikėjimui.



23 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio dienų sezoninė naivioji prognozė

Apibendrinus, sezoninis naivusis modelis ateities užsakymus prognozuoja atkartodamas paskutinio sezono dinamiką laiko eilutėje bei remiasi prielaida, kad paklausa ateityje yra labai artima tokiai, kuri buvo praeityje. Tai aiškiai matyti iš grafikų, kur „VLN_KLP“ restorano prognozė į ateitį atrodo identiškai kaip paskutinės 24 val., o „VLN_1“ – paskutinė darbo diena (žr. 24 pav.).



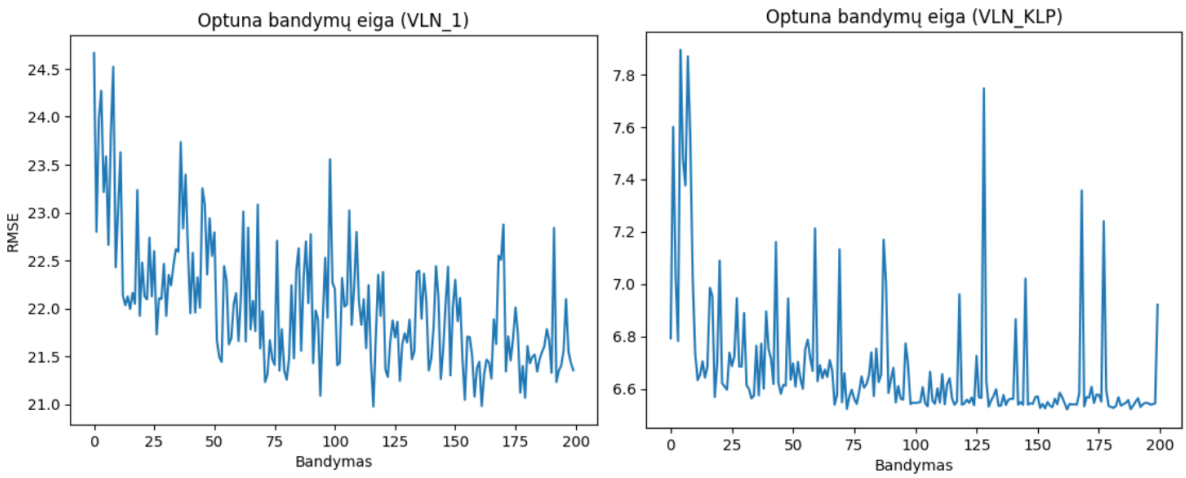
24 pav. Sezoninė naivioji artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams

Nors sezoninis naivusis prognozavimo modelis pasižymi reikšmingu ribotumu, nagrinėjamiems restoranams jo prognozės buvo sąlyginai pakankamai tikslios. Restoranams, kurių paklausos dinamika yra labiau heteroskedastiška, tokio modelio prognozavimo kokybė būtų kur kas prastesnė. Nepaisant, iš dalies visai neblogų rezultatų, pažangesni modeliai yra reikalingi tikslesnėms prognozėms apskaičiuoti. Gauti sezoninių naiviųjų modelių rezultatai toliau naudojami kaip minimali riba, kurią turėtų viršyti kiti modeliai tam, kad būtų pagrįstas jų reikalingumas ir vertė.

3.4. „XGBoost“ modelio rezultatai

„XGBoost“ modeliai buvo kuriami pasitelkiant kelių horizontų prognozavimo logiką (angl. *direct multi-horizon forecasting*), kai kiekvienai paros valandai buvo sudaromas atskiras modelis. Taip buvo apmokyti 24 atskiri „XGBoost“ modeliai, įvertinantys kiekvienos būsimos kitos darbo dienos valandos priklausomybę tarp užsakymo skaičiaus ir požymių. Modelių hiperparametrai buvo optimizuojami taikant Bajeso optimizaciją naudojant „Optuna“ paketą. Hiperparametrų paieška vykdyta minimizuojant vidutinę RMSE paklaidą reprezentatyviems 1, 6 ir 24 valandų horizontams, kurie atitinka trumpalaikę, vidutinę ir pilno darbo dienos ciklo paklausos dinamiką. Pasirinkti ne visi horizontai, siekiant sumažinti skaičiavimų laiko sąnaudas, bet vis tiek suteikti pakankamai informacijos modeliams.

Bajeso optimizacijos metu buvo vykdomi 200 bandymų. Pastebėta, kad „VLN_1“ RMSE reikšmė pradžioje pasižymėjo dideliais svyravimais visų bandymų metu. „VLN_KLP“ RMSE reikšmės išliko stabilesnės viso optimizacijos proceso metu, svyruodamos 6,6–7,8 intervale (žr. 25 pav.). Tai rodo, kad „VLN_1“ modelis yra jautresnis hiperparametrų parinkimui, t. y. skirtingi hiperparametrų deriniai gali lemti reikšmingus prognozės tikslumo skirtumus. Tikėtina, kad tai yra susiję ir su didesniais paklausos svyravimais šioje laiko eilutėje. Priešingai, „VLN_KLP“ modelio rezultatai yra stabilesni, o tai rodo, kad modelio tikslumas mažiau priklauso nuo konkretaus hiperparametrų derinio. Hiperparametrų paieškos geriausia „VLN_1“ RMSE reikšmė (20,974) rasta 116 bandyme, o „VLN_KLP“ – 162 bandyme (RSME – 6,521). Geriausi hiperparametrai yra nurodyti lentelėje (žr. 9 lentelė).



25 pav. „XGBoost“ Bajeso optimizacijos bandymų eiga

9 lentelė. Geriausi „XGBoost“ modelių hiperparametrai pagal nagrinėjamus restoranus

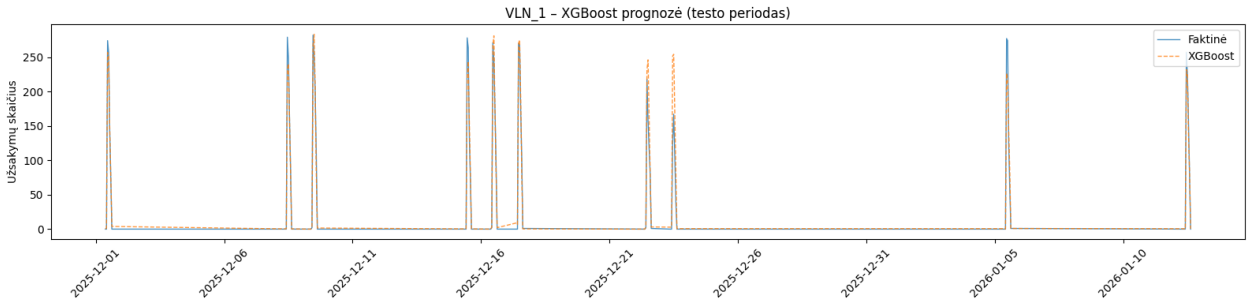
„VLN_1“ geriausi hiperparametrai	**„VLN_KLP“ geriausi hiperparametrai**
learning_rate: 0,23560411157243033	*learning_rate*: 0,013698144309996075
max_depth: 7	max_depth: 8
subsample: 0,940975194058623	*subsample*: 0,974899053019291
colsample_bytree: 0,9628141061434534	*colsample_bytree*: 0,9904262601742371
colsample_bylevel: 0,9895526370692481	*colsample_bylevel*: 0,809806372657625
min_child_weight: 15	min_child_weight: 5
gamma: 0,23897806348060033	*gamma*: 0,5793063632606716
reg_alpha: 0,01105960093942021	*reg_alpha*: 1,2781832688164031e-05
reg_lambda: 8,874054611875279e-07	*reg_lambda*: 0,789691204971247

Žvelgiant į paklaidų metrikas matyti, kad „VLN_1“ „XGBoost“ modelio tikslumas yra geresnis nei sezoninio naiviojo – MAE ir WAPE yra mažesnės apie dešimčia vienetų, RMSE – taip pat pagerėjusi apie 1,7 karto (žr. 10 lentelę). „VLN_KLP“ prognozė yra ženkliai geresnė – paklaidų metrikos apie du kartus mažesnės nei sezoninio naiviojo modelio atveju. „VLN_1“ modelis vidutiniškai klysta apie 18 užsakymų, o „VLN_KLP“ – apie 6 užsakymus.

10 lentelė. „VLN_KLP“ ir „VLN_1“ „XGBoost“ modelių paklaidų metrikos

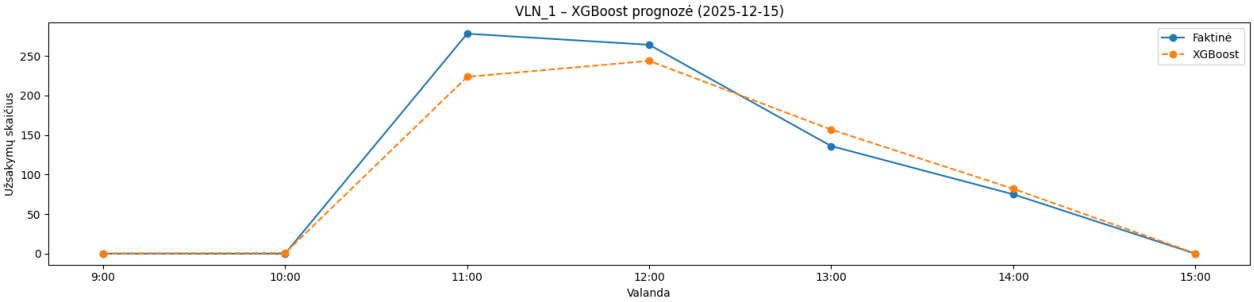
Restoranas	**MAE**	**RMSE**	**WAPE**
„VLN_1“	17,873	32,865	17,683
„VLN_KLP“	6,011	9,009	35,469

Vertinant „VLN_1“ prognozę testavimo laikotarpiu, matyti, kad užsakymų skaičius yra prognozuojamas gana tiksliai, tačiau yra dienų, kuomet prognozuojama paklausa yra didesnė nei buvo faktinė (gruodžio 22-23 d.) (žr. 26 pav.). Kadangi analizuojamas laikotarpis apima mažiau nei metus modelis negalėjo pastebėti tokių tikėtinų dėsningumų kaip prieš žiemos šventes sumažėjanti paklausa ar kiti metiniai sezoniškumai. Kitomis dienomis matyti, kad prognozuojama šiek tiek mažiau užsakymų nei buvo iš tikrųjų.



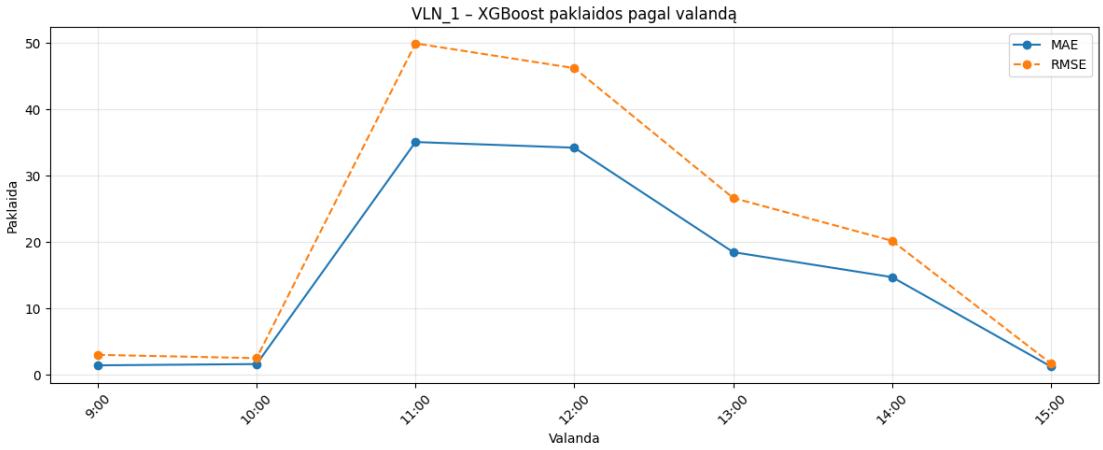
26 pav. „VLN_1“ „XGBoost“ modelio prognozė testavimo laikotarpiu

Žvelgiant į vienos pasirinktos dienos prognozę pastebima, kad „XGBoost“ modeliui sudėtingiau prognozuoti piko valandas (nuo 11 val. iki 13 val.) – modelis prognozuoja kiek mažiau užsakymų nei tuo metu iš tikrųjų buvo (žr. 27 pav.). Taip tikėtina yra todėl, kad šios valandos per visą laikotarpį pasižymėjo santykinai didele sklaida. Priešingai, ankstesnės ir vėlesnės valandos prognozuojamos labai tiksliai, kadangi visu laikotarpiu šios valandos pasižymėjo mažesniais užsakymų skaičiaus svyravimais.



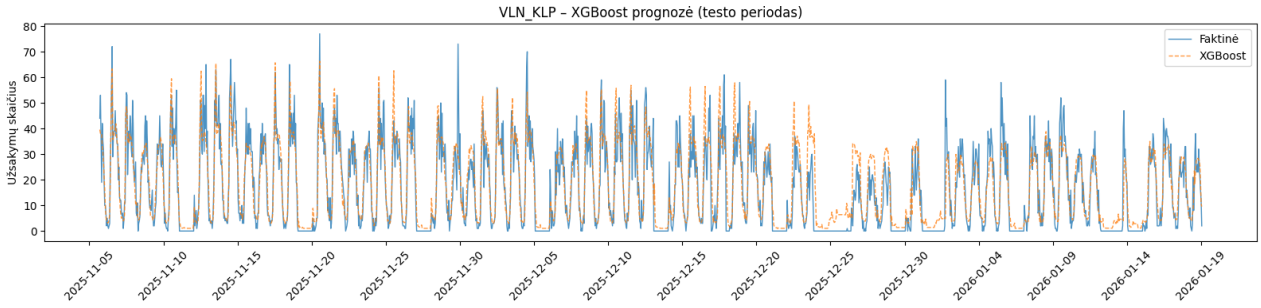
27 pav. „VLN_1“ vienos iš testavimo laikotarpio dienų „XGBoost“ prognozė

Vertinant modelio paklaidas (MAE ir RMSE) pagal restorano darbo valandas aiškiai matyti, kad būtent nuo 11 val. iki 12 val. prognozės klaidos yra didžiausios (žr. 28 pav.). Ypač išauga RMSE, kuri pažymi didelius nukrypimus nuo realios reikšmės. Vis dėlto atsižvelgus į konkrečių dienų 11-tas valandas, pastebėta, kad didžiausios klaidos fiksuotos gruodžio 23 d., kuomet modelis prognozuoja 130 užsakymų daugiau, o kitomis dienomis paklaida yra apie 20 užsakymų. Tikėtina, kad modelio apmokymas būtų sėkmingesnis turint bent kelių metų ciklą bei tai taip pat leistų testavimą atlikti su ne metų pabaigos laikotarpiu, kuris iš esmės yra gana išskirtinis lyginant su kitais metų laikotarpiais.



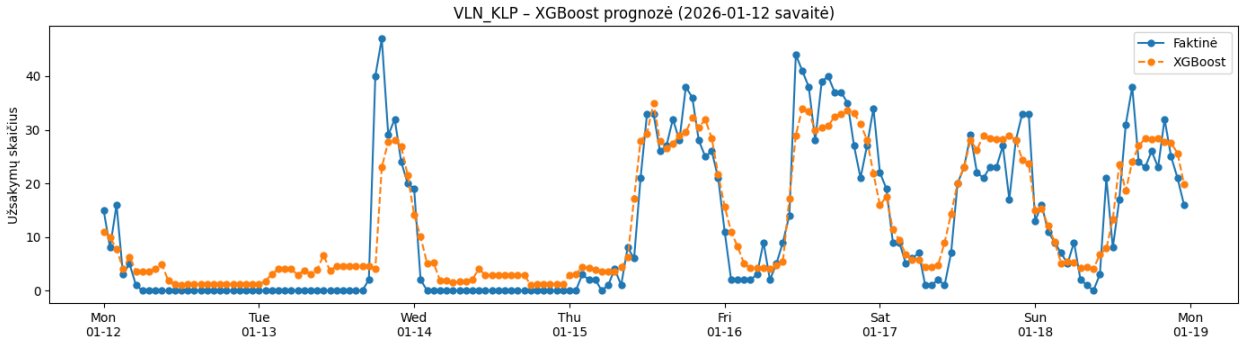
28 pav. „VLN_1“ „XGBoost“ modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas

Vertinant „VLN_KLP“ prognozę testavimo laikotarpiu, matyti, kad modelis pakankamai tiksliai atkartoja paklausos dinamiką, tačiau prognozuoja kiek mažiau užsakymų nei būdavo iš tikrųjų bei sunkiai prognozuoja valandas, kai užsakymų reikšmės yra artimos nuliui (žr. 29 pav.). Taip pat pastebėta, kad modeliui nepavyko identifikuoti to, jog tam tikromis šventinėmis dienomis (Kalėdos, Kūčios) restoranas nesusilaukia nei vieno užsakymo. Tikėtina, kad bent kelių metų laiko eilutė būtų padėjusi atpažinti šį dėsningumą. Be to, iššūkį kelia ir tai, jog ne visos šventinės dienos turėjo tokį patį poveikį paklausai – restoranas neturėjo užsakymų arba nevykdė veiklos tik per Kalėdas ir Kūčias, o kitomis šventinėmis dienomis dirbo. Nepaisant to, modelis vis tiek prognozavo ženkliai mažesnį užsakymų skaičių žiemos švenčių dienomis, todėl galima teigti, jog ryšys tarp paklausos ir valstybinių švenčių dienų buvo pastebėtas pakankamai teisingai.



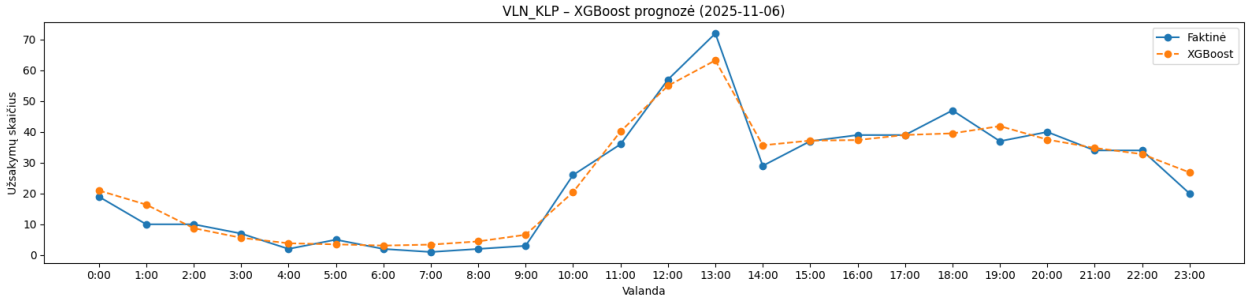
29 pav. „VLN_KLP“ „XGBoost“ modelio prognozė testavimo laikotarpiu

Žvelgiant į vienos pasirinktos savaitės prognozę pastebima, kad „XGBoost“ modelio prognozė pasižymi reikšmių nuglodinimu – faktinės reikšmės pasižymi staigesniais svyravimais, o prognozė tarsi nuglodina šiuos svyravimus ir numato vidutinę tikėtiną reikšmę (žr. 30 pav.). Be to, kaip minėta anksčiau, matyti, jog modelis yra linkęs prognozuoti šiek tiek mažiau užsakymų didesnių pikų metu bei daugiau užsakymų tuo metu, kai iš tikrųjų reikšmės yra artimos nuliui.



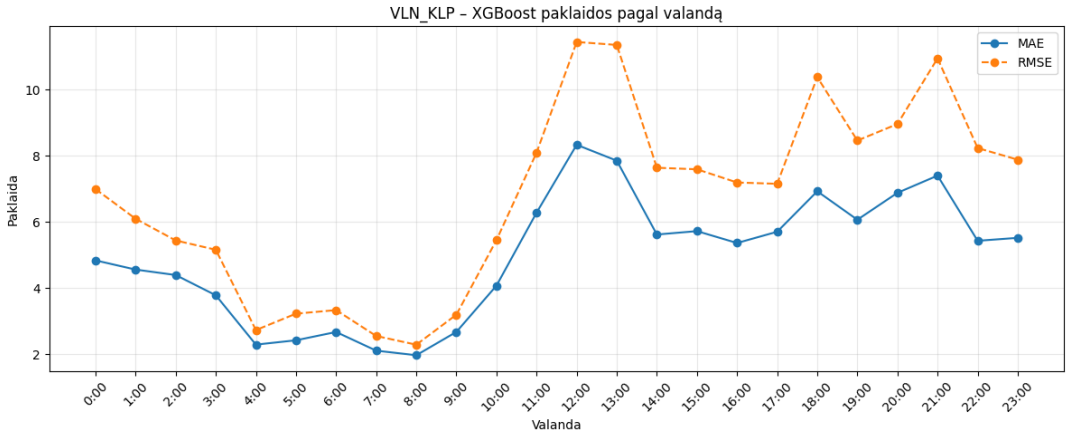
30 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio savaičių „XGBoost“ prognozė

Vertinant vienos dienos valandinį ciklą „VLN_KLP“ modelis, panašiai kaip ir „VLN_1“ modelis, sunkiau prognozuoja piko valandas (nuo 10 val. iki 13 val.) – prognozės reikšmės yra artimos, tačiau šiek tiek mažesnės nei faktinės (žr. 31 pav.). Ankstyvas valandas modelis prognozuoja gana tiksliai, o valandas po pietų – kiek sunkiau.



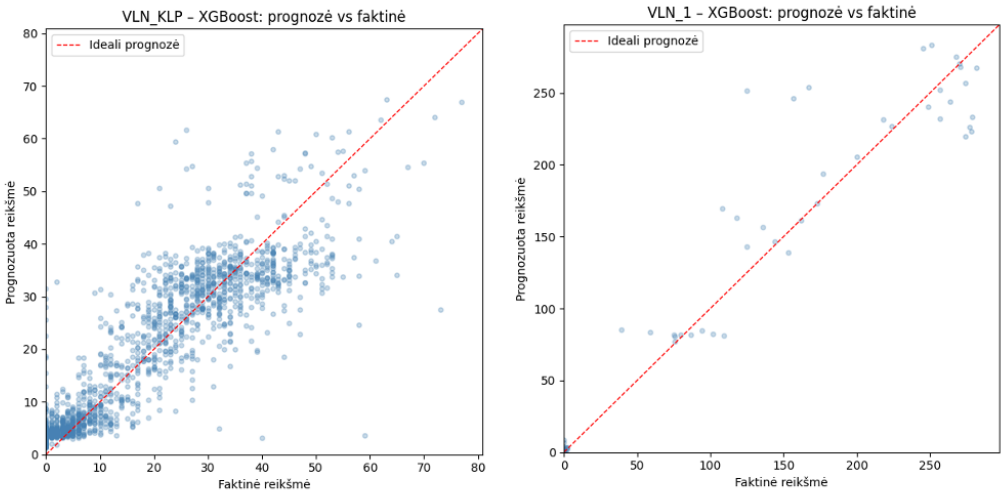
31 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio dienų „XGBoost“ prognozė

Šį pastebėjimą patvirtina ir „VLN_KLP“ „XGBoost“ modelio paklaidų pagal valandą grafikas (žr. 32 pav.). Paklaidos yra aukščiausios nuo 9 val. iki 13 val., kuomet užsakymų skaičiaus variacija yra didžiausia. Be to, didesnės paklaidos pastebimos ir nuo 18 val. Vis dėlto, svarbu atkreipti dėmesį, jog modelio klaidos yra sąlyginai nedidelės – vidutiniškai 6 užsakymai (MAE reikšmė), todėl siūloma prognozė vis tiek gali būti naudinga verslo veiklos planavimui.



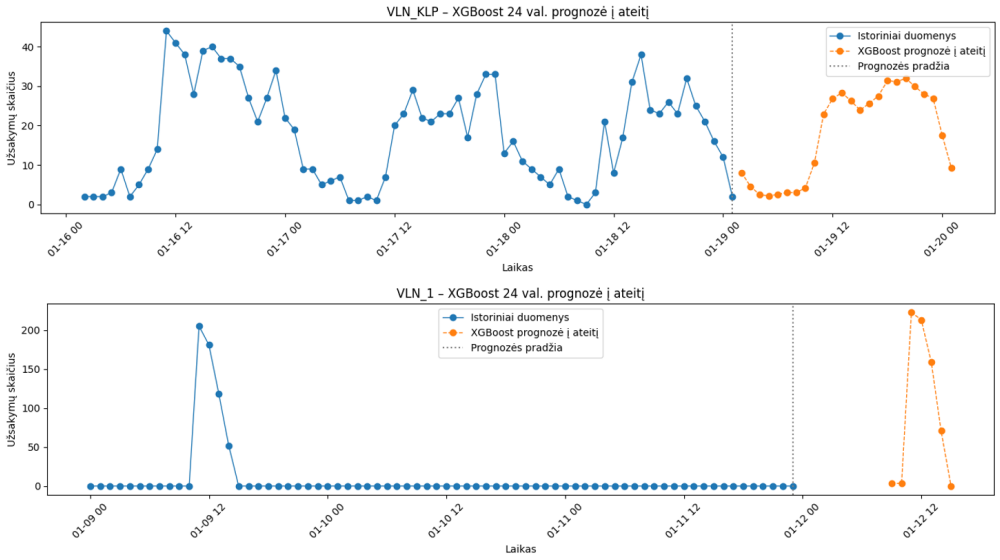
32 pav. „VLN_KLP“ „XGBoost“ modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas

Papildomai, buvo nubrėžtos sklaidos diagramos, kuriose aiškiau matomas prognozuotų ir faktinių paklausos reikšmių palyginimas (žr. 33 pav.). „VLN_KLP“ modelio atveju matoma, kad dauguma taškų yra arti idealios prognozės linijos, todėl modelis pakankamai gerai prognozuoja vidutinę paklausą. Visgi didėjant faktinei paklausai didėja ir taškų sklaida, o tai rodo, kad paklaidų dispersija auga su užsakymų skaičiumi. Taip pat pastebima, kad abiejų restoranų modeliai yra linkę nuvertinti paklausos pikus ir teikti konservatyvesnes prognozes. „VLN_1“ modelio atveju taškų yra kur kas mažiau dėl nedarbo dienų ir valandų išfiltravimo, tačiau bendra tendencija vis tiek pakankamai aiški. Modelis gana gerai atkuria bendrą paklausos lygį, tačiau kai kuriems pikams stebimas tiek pervertinimas, tiek nuvertinimas, o tai rodo, jog modeliui yra sunkiau prognozuoti ekstremalių šuolių dinamiką.



33 pav. „XGBoost“ modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių palyginimas

Galiausiai buvo suformuotos abiejų „XGBoost“ modelių prognozės būsimoms 24 valandoms (žr. 34 pav.). „VLN_1“ modelio prognozė atrodo labai panaši į sezoninę naiviąją prognozę – artimiausios darbo dienos paklausos dinamika yra labai panaši į paskutinę duomenų rinkinyje esančią darbo dieną. Vis dėlto, tai yra tikėtinas rezultatas, kadangi aprošomoji analizė parodė, jog šio restorano paklausos dinamika yra gana tolygi, vertinant tik darbo dienas. „VLN_KLP“ „XGBoost“ prognozė atrodo panaši į paskutinių kelių dienų vidutines užsakymų reikšmes. Pastebima ta pati reikšmių nuglodinimo tendencija – prognozėje reikšmės valandų eigoje keičiasi tolydžiau ir ne taip staigiai kaip fiksuota istoriniuose duomenyse.



34 pav. „XGBoost“ artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams

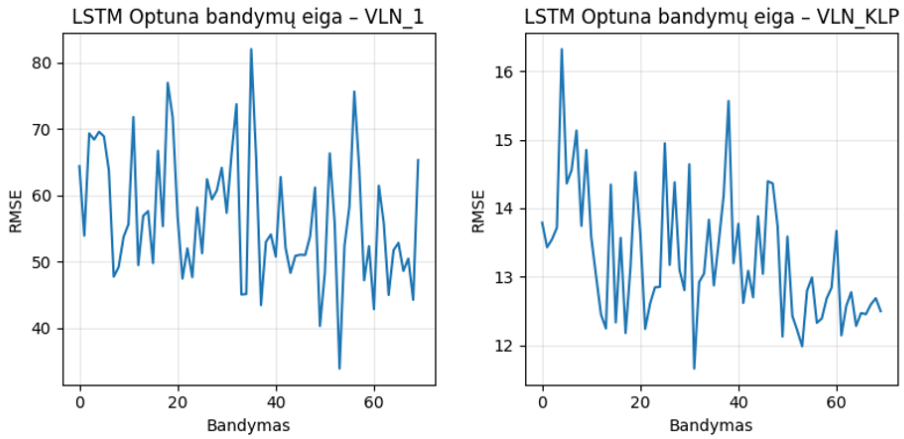
Apibendrinus, „XGBoost“ modeliai gerai atpažino bendrą restoranų paklausos dinamiką, ypač vidutinio lygio užsakymų reikšmėse. Lyginant su sezoniniu naiviuoju metodu, „XGBoost“ modeliai pasiekė reikšmingai geresnį tikslumą, o tai parodo, kad „XGBoost“ geriau atpažįsta sudėtingesnius ryšius tarp požymių. Visgi, tiek „VLN_1“, tiek „VLN_KLP“ modeliai susidūrė su tam tikrais iššūkiais prognozuojant paklausos pikus bei laikotarpius su labai mažomis arba nulinėmis reikšmėmis. Šiose situacijose modeliai buvo linkę pateikti konservatyvesnes, nugludintas prognozes. Tai rodo, kad modeliai efektyviai identifikuoja bendrą paklausos tendenciją, tačiau sunkiau atkuria staigius svyravimus ir ekstremalias reikšmes. Taip pat nustatyta, kad trumpa duomenų istorija riboja galimybes atpažinti ilgesnio laikotarpio sezoniškumus. Nepaisant šių trūkumų, „XGBoost“ modelio prognozės pasižymi pakankamu tikslumu, kad galėtų būti praktiškai pritaikomos restoranų veiklos planavimui ir sprendimų priėmimui. Vis dėlto tikslesnė paklausos prognozė, ypač „VLN_1“ restoranui, išlieka aktuali, siekiant tiksliau planuoti restorano veiklą ar prognozę naudoti tam tikrose sistemose, pavyzdžiui, dinaminės kainodaros sudarymui.

3.5. Ilgalaikės trumpalaikės atminties tinklo modelio rezultatai

Po „XGBoost“ modelių analizės, pereinama prie giliojo mokymosi modelių. Šiame poskyryje apžvelgiami LSTM modelių rezultatai. Kadangi LSTM pasižymi gebėjimu modeliuoti ilgalaikes priklausomybes laiko eilutėse, buvo tikėtasi, kad jis gali tiksliau atspindėti paklausos dinamiką.

Dėl sąlyginai didelių šio modelio skaičiavimų sąnaudų, Bajeso optimizacijos metu buvo vykdomi 70 bandymų. Pastebėta, kad „VLN_1“ duomenų struktūra LSTM modeliui buvo sudėtinga – jau hiperparametrų paieškos metu geriausia RSME reikšmė buvo gana aukšta – 33,928, rasta 53 bandyme (žr. 35 pav.). Tikėtina, kad keblumų modeliui kėlė duomenų istorijos trūkumas bei nemaža dalis dienų (savaitgaliai, nedarbo valandos), kurių metu užsakymų skaičius buvo nulinis.

„VLN_KLP“ hiperparametrų paieška buvo sėkmingesnė – 31 bandyme pasiekta RSME – 11,657. Pastebėta, kad abiejų restoranų modelių RMSE reikšmės neparodė aiškios mažėjimo tendencijos, o gana stipriai svyravo per kiekvieną bandymą. Tai rodo, kad hiperparametrų paieškos erdvėje nėra lengvai identifikuojamo stabilaus optimumo ir modelio veikimas yra jautrus pasirinktoms hiperparametrų kombinacijoms. Mažesnės RMSE reikšmės buvo rastos tarsi atsitiktinai, o tai leidžia daryti prielaidą, jog modeliui buvo sudėtinga nuosekliai atpažinti duomenyse esančius ryšius. Geriausi rasti abiejų restoranų modelių hiperparametrai yra nurodyti lentelėje (žr. 11 lentelė).



35 pav. LSTM Bajeso optimizacijos bandymų eiga

11 lentelė. Geriausi LSTM modelių hiperparametrai pagal nagrinėjamų restoranus

„VLN_1“ geriausi hiperparametrai	**„VLN_KLP“ geriausi hiperparametrai**
input_size: 168	input_size: 672
encoder_hidden_size: 92	encoder_hidden_size: 187
encoder_n_layers: 2	encoder_n_layers: 1
encoder_dropout: 0,2	encoder_dropout: 0,4
learning_rate: 0,0005158896189422544	*learning_rate*: 0,00011053719478114784
batch_size: 16	batch_size: 64

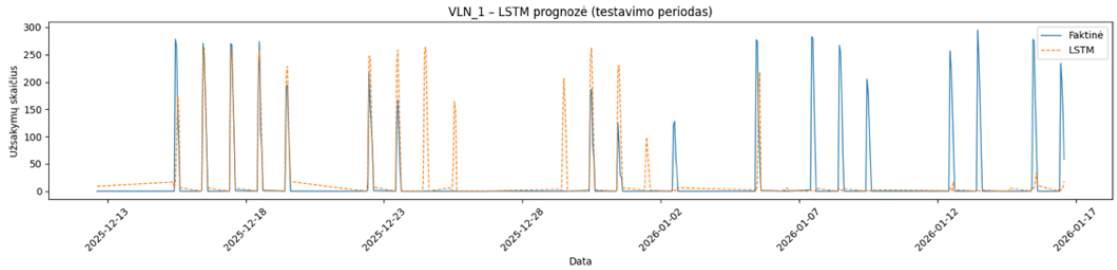
„VLN_1“ restorano paklaidų metrikoms apskaičiuoti buvo taikyta taisyklė, pagal kurią savaitgaliais ir ne darbo valandomis prognozuojama paklausa buvo prilyginama nuliui. Todėl pateiktos paklaidų metrikos atspindi modelio tikslumą tik tais laiko momentais, kai restoranas iš tiesų vykdo veiklą. Priešingai, „VLN_KLP“ restorano atveju vertinimas atliktas visame laikotarpyje, įskaitant ir nulinės paklausos momentus.

Žvelgiant į paklaidų metrikas matyti, kad „VLN_1“ LSTM modelis buvo prastesnis nei sezoninio naiviojo modelis (žr. 12 lentelė). „VLN_1“ modelis vidutiniškai klydo apie 58 užsakymus, o RMSE viršija 100. „VLN_KLP“ LSTM modelis pasižymi gerokai mažesnėmis paklaidomis (MAE ir RMSE) nei „VLN_1“, o tai rodo stabilesnę ir lengviau prognozuojamą paklausos dinamiką. Vis dėlto, sezoninės naiviosios prognozės tikslumo LSTM modeliui pralenkti nepavyko. Santykinė paklaida (WAPE) yra aukšta abiem modeliams, ypač „VLN_1“.

12 lentelė. „VLN_KLP“ ir „VLN_1“ LSTM modelių paklaidų metrikos

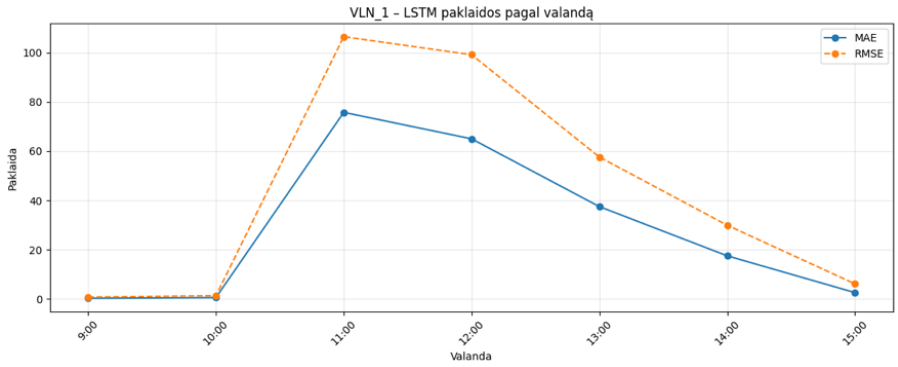
Restoranas	MAE	RMSE	WAPE
„VLN_1“	58,439	101,635	88,69
„VLN_KLP“	11,868	16,515	57,51

Vertinant „VLN_1“ prognozę testavimo laikotarpiu, matyti, kad užsakymų skaičius yra prognozuojamas netiksliai – bendrai modelis beveik visomis dienomis prognozuoja mažiau užsakymų nei iš tikrųjų buvo (žr. 36 pav.). Taip pat matyti, kad modeliui nepavyko atpažinti to, jog savaitgaliais, šventinėmis dienomis bei nedarbo valandomis paklausa turėtų būti nulinė. Prognozėje yra dienų, kuomet paklausa siekė kelis šimtus, o modelis prognozavo vos keletą bei dienų, kai paklausos nebuvo, bet buvo prognozuotos aukštos reikšmės. Tikėtina, kad ilgesnė laiko eilutė būtų padėjusi atpažinti šiuos dėsningumus. Vis dėlto, galima daryti išvadą, kad LSTM modelis nėra optimalus tokio veiklos pobūdžio restoranui. LSTM architektūrai reikalinga nuosekli ir tolydi laiko eilutė, todėl modelis turi būti apmokomas naudojant visą stebėjimų seką, įskaitant ilgesnius laikotarpius su nuline paklausa. Nors teoriškai būtų galima pašalinti neveikiančių laikotarpių duomenis, tokiu atveju būtų pažeista laiko eilutės struktūra, kuri yra būtina tinkamam modelio veikimui. Dėl to modelis turi mokytis iš didelio kiekio nulinių reikšmių, kurios nesuteikia papildomos informacijos apie paklausos dinamiką ir didina skaičiavimo sąnaudas bei gali neigiamai paveikti prognozės tikslumą.



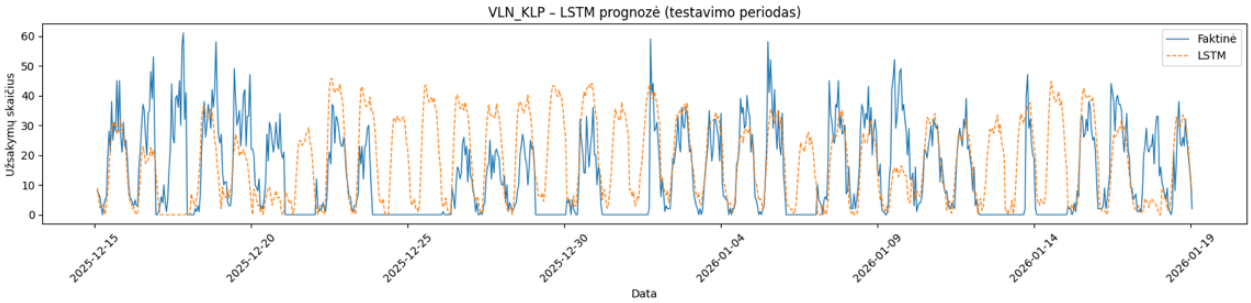
36 pav. „VLN_1“ LSTM modelio prognozė testavimo laikotarpiu

Vertinant modelio paklaidas (MAE ir RMSE) pagal restorano darbo valandas, pastebima tokia pati tendencija kaip ir „XGBoost“ modelio atveju – didžiausios klaidos fiksuojamos nuo 11 iki 12 val. (žr. 37 pav.). Tai leidžia daryti išvadą, kad ir LSTM modeliui sudėtingiausia prognozuoti paklausos pikus, pasižyminčius didžiausia reikšmių sklaida.



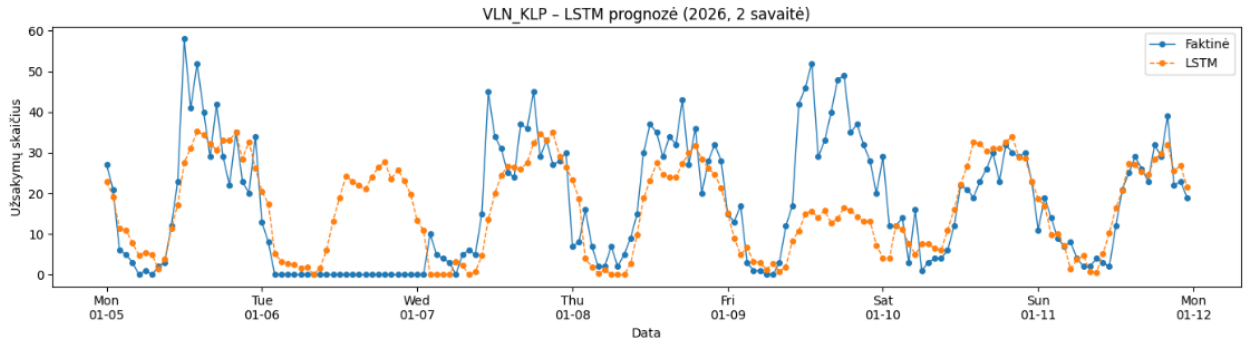
37 pav. „VLN_1“ LSTM modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas

Vertinant „VLN_KLP“ prognozę testavimo laikotarpiu, matyti, kad modelis prognozuoja gana stabilią paklausos dinamiką ir dažniausiai pateikia panašias prognozes kiekvienai dienai (žr. 38 pav.). Kaip ir „XGBoost“, LSTM modeliui nepavyko teisingai prognozuoti laikotarpių, kuomet paklausa buvo lygi arba artima nuliui – tomis dienomis modelis buvo linkęs prognozuoti vidutinišką užsakymų skaičių. Tikėtina, kad prastesnis prognozės tikslumas yra ir dėl to, kad testavimo laikotarpis apima metų pabaigą, kuomet užsakymų skaičius nėra tipinis dėl žiemos švenčių ar laikotarpio po švenčių sausio pradžioje.



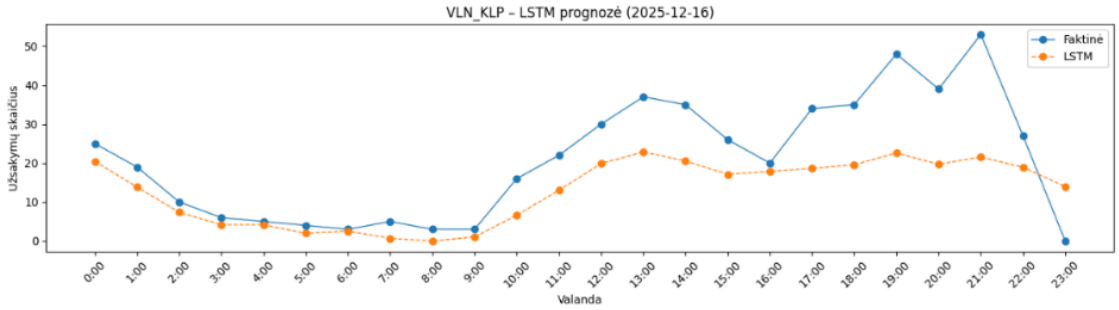
38 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio prognozė testavimo laikotarpiu

Žvelgiant į vieną konkrečią testavimo laikotarpio savaitę, matyti, kad bendrai paklausos dinamika yra prognozuojama neblogai, išskyrus kelias dienas, kai užsakymų iš tikrųjų buvo kur kas daugiau arba kur kas mažiau nei modelis numatė (žr. 39 pav.).



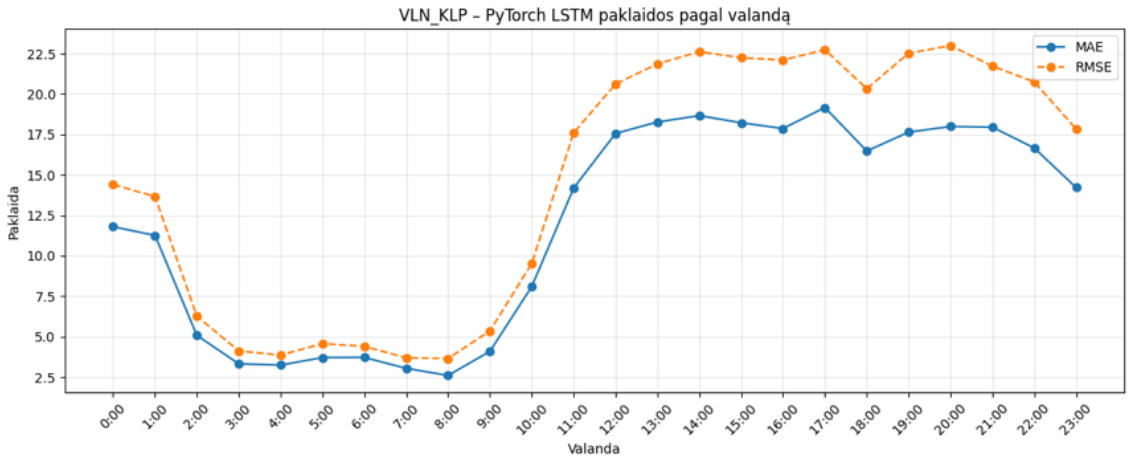
39 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio savaičių LSTM prognozė

Vertinant konkrečią testavimo dieną (2025 m. gruodžio 16 d.) pastebėta, kad modelis gana tiksliai prognozuoja užsakymų skaičių nuo 0 val. iki 9 val. (žr. 40 pav.).Vėlesnėmis valandomis modelis klysta pastebimiau – kiek pervertina pietų valandas ir nuvertina vėlesnio vakaro valandų užsakymų skaičių. Panašiai kaip „XBoost“, LSTM modelio paklausos prognozės nuo 11 val. iki 23 val. atrodo labiau nugludintos – prognozuojamos labiau vidutiniškos užsakymų reikšmės. Matyti, kad modeliui sudėtinga atkartoti stiprius paklausos svyravimus, kuomet paklausa krenta iki reikšmių artimų nuliui (21–23 val.).



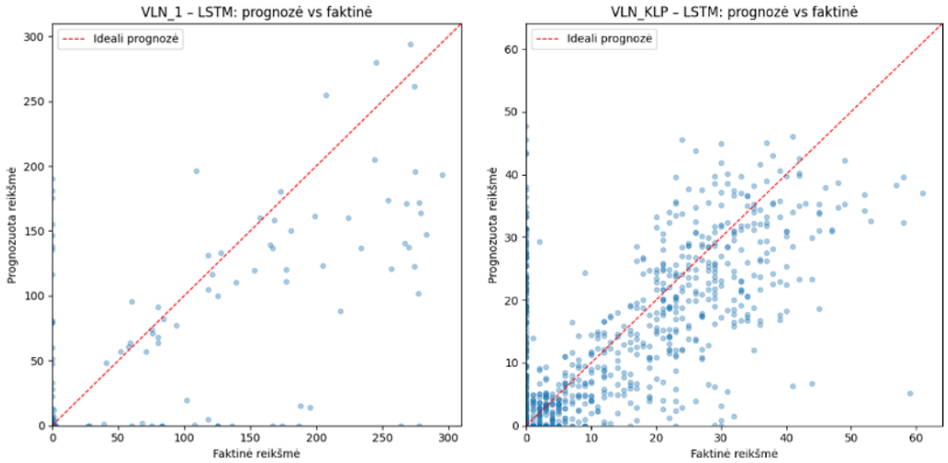
40 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio dienų LSTM prognozė

„VLN_KLP“ LSTM modelio paklaidų pagal darbo valandas grafikas atskleidžia, kad modeliui sudėtingiausia prognozuoti ne tik pietų piko valandas kaip „VLN_1“ atveju, bet ir visas kitas valandas po 11 val. (žr. 41 pav.). Šiomis valandomis vidutinė RMSE išlieka apie 20, o MAE – apie 15.



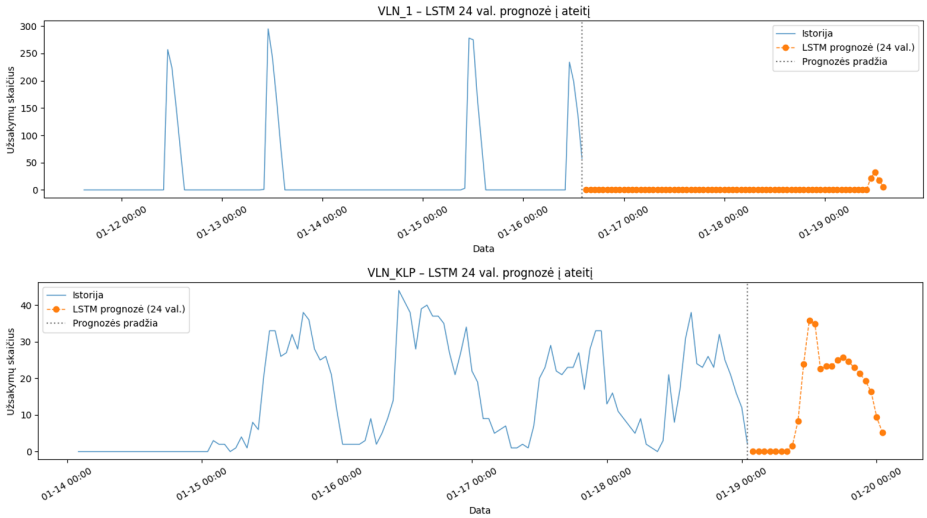
41 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas

Papildomai buvo nubrėžtos sklaidos diagramos, kuriose aiškiau matomas LSTM prognozuotų ir faktinių paklausos reikšmių palyginimas (žr. 42 pav.). Šios diagramos patvirtina anksčiau pastebėtą tendenciją – modelis gana tiksliai prognozuoja vidutinio lygio paklausą, tačiau didesnių reikšmių atveju prognozių sklaida didėja. Šis efektas yra nuoseklus su „XGBoost“ modelio rezultatais, kas leidžia daryti prielaidą, jog pagrindiniai prognozavimo sunkumai kyla ne iš modelio pasirinkimo, o iš pačios paklausos variacijos duomenyse.



42 pav. LSTM modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių palyginimas

Abiejų LSTM modelių prognozės būsimoms 24 valandoms atrodo labai panašiai kaip „XGBoost“ prognozės (žr. 43 pav.). „VLN_1“ prognozė yra labai netiksli – prognozuojamas užsakymų skaičius yra labai mažas, o „VLN_KLP“ prognozė atrodo panaši į paskutinių kelių dienų vidutines užsakymų reikšmes. Pastebima ta pati reikšmių nuglodinimo tendencija kaip ir „XGBoost“ – prognozėje reikšmės valandų eigoje keičiasi tolydžiau ir ne taip staigiai kaip fiksuota istoriniuose duomenyse.



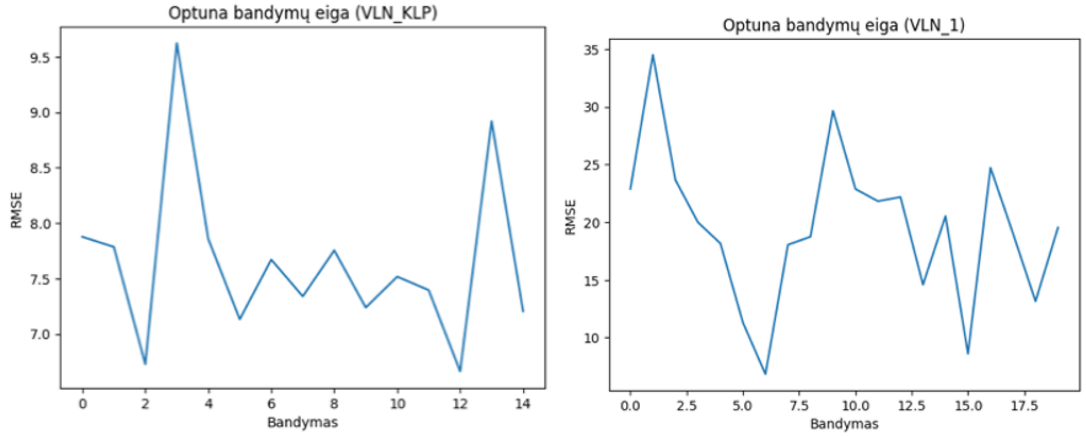
43 pav. LSTM artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams

Apibendrinant, LSTM modelis nepagerino sezoninio naiviojo modelio prognozės tikslumo. LSTM buvo dar labiau linkęs klysti situacijose, kai paklausa pasižymi staigiais svyravimais arba yra užsakymų reikšmės yra artimos nuliui. Tai rodo, kad modelis sunkiau prisitaiko prie didelės variacijos ir nereguliarios paklausos struktūros. Šie trūkumai ypač išryškėjo „VLN_1“ restorano modelyje. Dėl ribotų darbo valandų ir dažnų nulinių reikšmių laiko eilutė yra fragmentuota, tačiau LSTM modeliui būtina nuosekli laiko seka. Dėl to modelis yra priverstas mokytis iš didelio kiekio informacijos neturinčių (nulinių) stebėjimų, o tai mažina prognozės tikslumą ir efektyvų modelio panaudojimą. Kadangi „VLN_KLP“ restorane paklausa yra

tolygesnė ir nulinių reikšmių beveik nėra, LSTM pasirodė kur kas geriau, tačiau vis tiek nepagerino sezoninio naiviojo metodo rezultatų. Tai leidžia daryti išvadą, kad net ir palankesnėmis sąlygomis LSTM neturi aiškaus pranašumo šioje užduotyje. Galiausiai, svarbus ir praktinis aspektas – LSTM modelių hiperparametrų paieška ir apmokymas reikalavo žymiai didesnių skaičiavimo resursų nei kiti modeliai. Atsižvelgiant į tai, kad prognozės tikslumas nebuvo pagerintas, galima teigti, jog LSTM modelis nėra rekomenduotinas pasirinkimas.

3.6. Laiko sintezės transformatoriaus modelio rezultatai

Bajeso optimizacijos metu buvo vykdomi 20 bandymų „VLN_1“ modeliui ir 15 – „VLN_KLP“. Taip pat „VLN_KLP“ atveju buvo naudojamos ne 5, kaip kituose modeliuose, o 3 kryžminės validacijos dalys. „VLN_1“ hiperparametrų paieškos metu geriausia vidutinė RMSE reikšmė buvo įtartinai žema – 6,832, rasta 6 bandyme. Kaip ir LSTM modelio atveju, matyti, jog TFT modelis yra jautrus hiperparametrų kombinacijoms – vidutinė RMSE svyravo ženkliai kiekvieno bandymo metu (žr. 44 pav.). „VLN_KLP“ hiperparametrų paieškos metu 12 bandyme pasiekta panaši RMSE – 6,662. Geriausi rasti abiejų restoranų modelių hiperparametrai yra nurodyti lentelėje (žr. 13 lentelė).



44 pav. TFT Bajeso optimizacijos bandymų eiga

13 lentelė. Geriausi TFT modelių hiperparametrai pagal nagrinėjamų restoranus

„VLN_1“ geriausi hiperparametrai	**„VLN_KLP“ geriausi hiperparametrai**
hidden_size: 32	hidden_size: 16
attention_head_size: 1	attention_head_size: 2
dropout: 0,2	dropout: 0,2
hidden_continuous_size: 8	hidden_continuous_size: 16
learning_rate: 0,0018742210985555703	*learning_rate*: 0,0032917657053013315
batch_size: 64	batch_size: 32

Atsižvelgiant į tai, kad su pirminiu požymių rinkiniu „VLN_1“ TFT modelio paklaidų metrikos buvo panašios kaip ir LSTM, buvo išbandyta panaikinti dalį orų kintamųjų. Toks sprendimas buvo paremtas ir modelio IML analize, kuri yra aptariama 3.8 poskyryje. Pastebėta, kad

prognozės kokybė reikšmingai pagerėjo, kai duomenų rinkinyje liko tik temperatūrą nurodantis požymis (žr. 14 lentelė). Galima daryti prielaidą, jog šio tipo restoranui orų veiksniai daro mažesnę įtaką, o modeliui šie kintamieji yra mažiau informatyvūs ir apsunkina mokymąsi.

14 lentelė. „VLN_1“ TFT modelio paklaidų metrikos

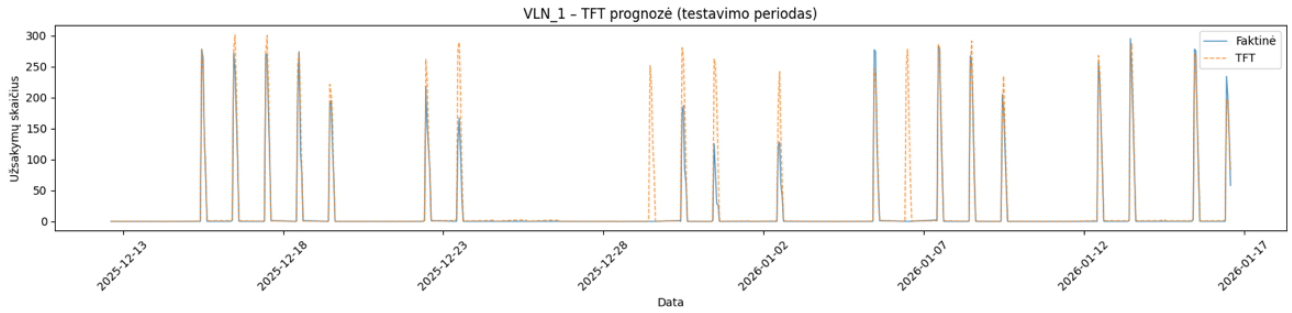
	MAE	**RMSE**	**WAPE**
Duomenys su visais orų kintamaisiais	58,834	104,712	89,29
Duomenys be „coco“ kintamojo	42,182	81,471	64,02
Duomenys tik su „temp“ kintamuoju	21,512	52,761	32,65
Duomenys be orų kintamųjų	41,263	80,312	62,62

„VLN_KLP“ TFT modelio paklaidų metrikos yra labai panašios į LSTM modelio paklaidas, bet mažesnės pagal MAE ir RMSE (žr. 15 lentelė). Visgi išryškėja aukšta WAPE reikšmė, kuri rodo, kad modelis daro santykinai dideles klaidas mažų paklausos reikšmių atvejais. Tai leidžia daryti prielaidą, kad modelis nepakankamai tiksliai atpažįsta situacijas, kai paklausa yra artima nuliui.

15 lentelė. „VLN_KLP“ TFT modelio paklaidų metrikos

Restoranas	**MAE**	**RMSE**	**WAPE**
„VLN_KLP“	10,229	16,515	76,43

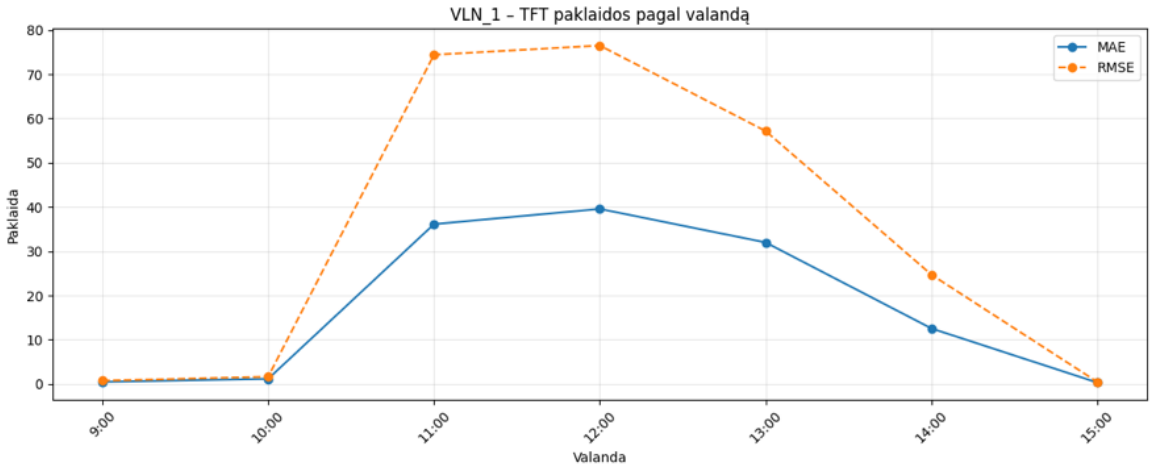
Vertinant „VLN_1“ prognozę testavimo laikotarpiu, matyti, kad užsakymų skaičius gana tiksliai prognozuojamas testavimo laikotarpio pradžioje (gruodžio 15 d. savaitė) bei laikotarpio pabaigoje (žr. 45 pav.). Galima daryti išvadą, kad modeliui sąlyginai gerai pavyko atpažinti tipinių savaičių paklausos dinamiką, tačiau sudėtingumų kėlė prieššventiniai ir metų pradžios laikotarpiai (Kalėdų savaitė ir Naujųjų Metų savaitė), kurie išsiskiria iš bendros metų perspektyvos. Tikėtina, kad ilgesnė laiko eilutė būtų padėjusi modeliui atpažinti šiuos dėsningumus arba būtų leidusi pasirinkti kitą, labiau reprezentatyvų testavimo laikotarpį. Be to, iš testavimo laikotarpio matyti, kad modelis dažniau pervertina nei nuvertina paklausą. Toks elgesys gali būti palankus, nes sumažina riziką nepakankamai pasiruošti paklausai, tačiau nuoseklus paklausos pervertinimas gali lemti neefektyvų išteklių panaudojimą.



45 pav. „VLN_1“ TFT modelio prognozė testavimo laikotarpiu

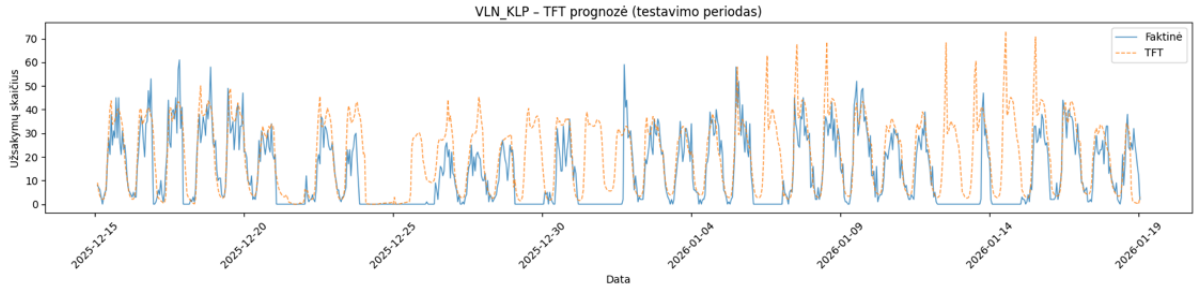
Vertinant modelio paklaidas (MAE ir RMSE) pagal restorano darbo valandas, pastebima ta pati tendencija – didžiausios klaidos fiksuojamos nuo 11 iki 12 val. (žr. 46 pav.). Tad šiam

modeliui taip pat buvo sudėtingiausia prognozuoti paklausos pikus, pasižyminčius aukšta reikšmių sklaida.



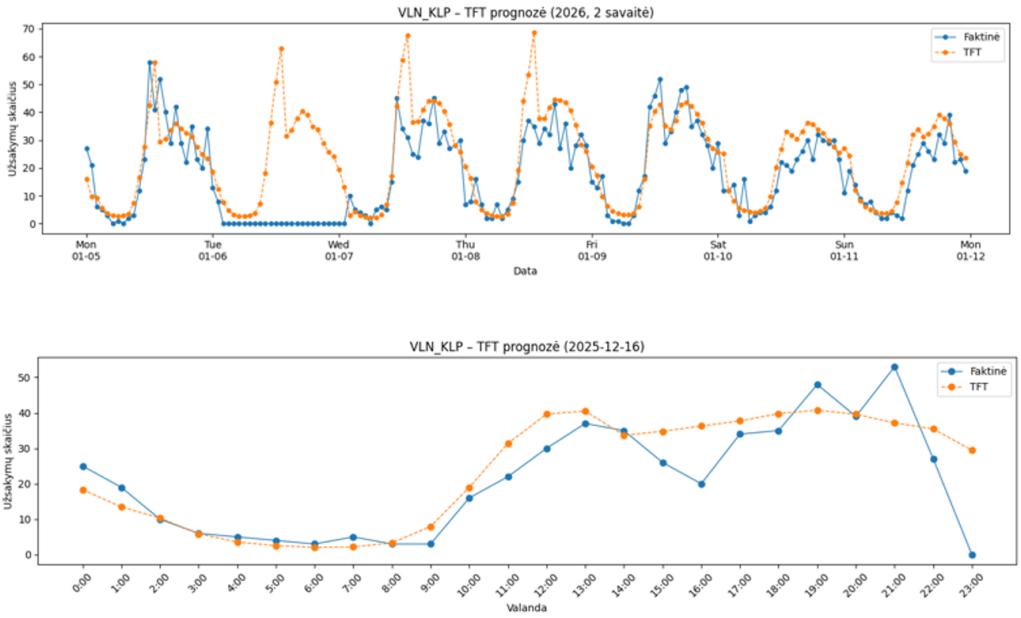
46 pav. „VLN_1“ TFT modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas

Vertinant „VLN_KLP“ prognozę testavimo laikotarpiu, matyti, kad modelis prognozuoja gana stabilią paklausos dinamiką iki sausio mėnesio, o kai kuriomis sausio dienomis gana stipriai pervertina paklausą (žr. 47 pav.). Kaip ir kitiems modeliams, TFT modeliui nepavyko teisingai prognozuoti laikotarpių, kuomet paklausa buvo lygi arba artima nuliui – tomis dienomis modelis buvo linkęs prognozuoti vidutinišką užsakymų skaičių. Vis dėlto matyti, kad, skirtingai nei LSTM, TFT prognozė nėra tokia pastovi viso laikotarpio metu. Prognozė kinta ir iš dalies atspindi pasikartojančius paklausos svyravimus. Pastebima, kad prognozuojami paklausos pikai ir kritimai yra panašūs į stebėtus anksčiau. Tai leidžia daryti išvadą, jog modelis geriau geba atpažinti sezoniškumo dėsningumus.



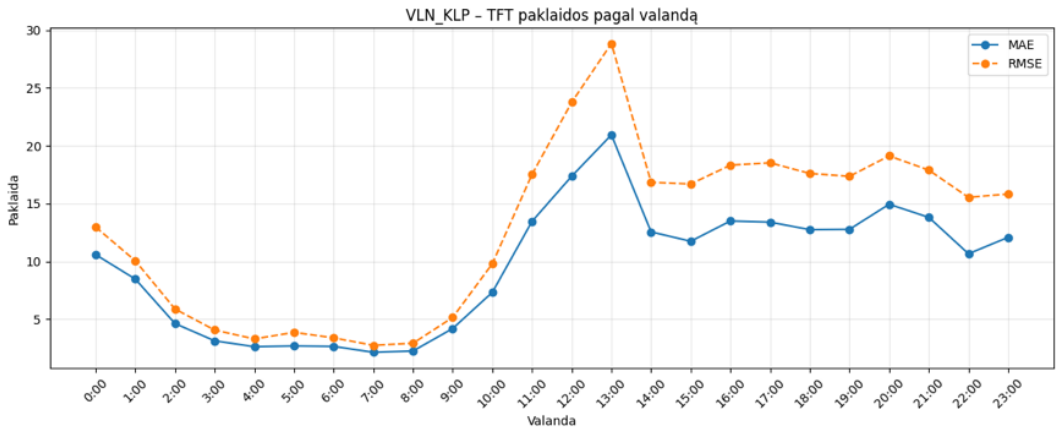
47 pav. „VLN_KLP“ TFT modelio prognozė testavimo laikotarpiu

Žvelgiant į vieną konkrečią testavimo laikotarpio savaitę, matyti, kad bendra paklausos dinamika yra prognozuojama neblogai, tačiau modelis stipriai klysta, kai paklausa yra artima nuliui bei kartais pervertina paklausos pikus (žr. 48 pav.). Viena konkreti testavimo diena atskleidžia jau pastebėtą tendenciją – TFT modelis taip pat gana tiksliai prognozuoja paros pradžioje (maždaug iki 9 val.). Nors pietų metas modeliui taip pat yra sudėtingas, jis klysta ne taip stipriai kaip LSTM. Visgi kaip ir kiti modeliai, TFT prognozės nuo 11 val. iki 23 val. atrodo nugludintos – prognozuojamos labiau vidutiniškos užsakymų reikšmės. Be to, modeliui sudėtinga atkartoti stiprius paklausos svyravimus, kuomet paklausa krenta iki reikšmių artimų nuliui (21–23 val.).



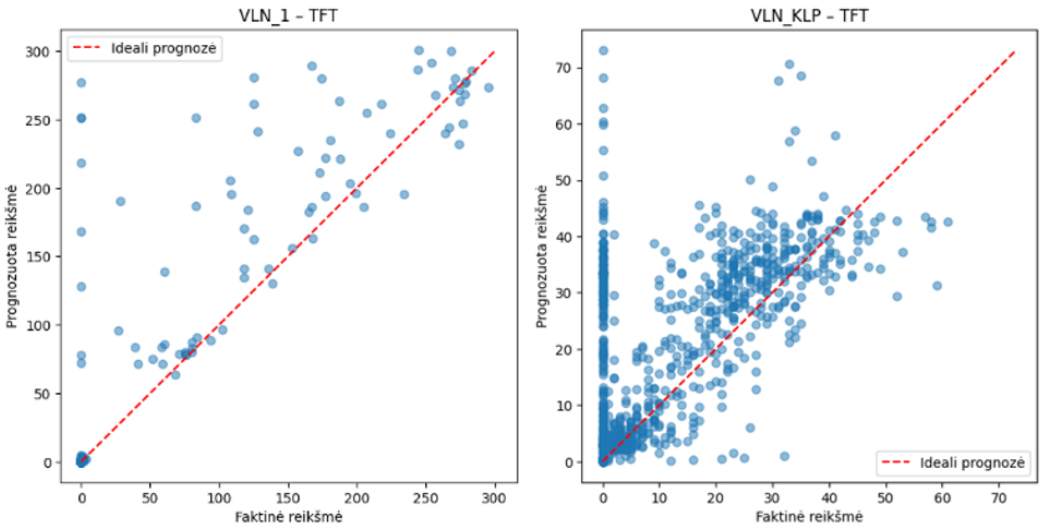
48 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio savaičių ir dienų TFT prognozė

„VLN_KLP“ TFT modelio paklaidų pagal darbo valandas grafikas rodo, kad ir šiam modeliui pietų piko laikas yra problematiškiausias (žr. 49 pav.). Vidutiniškai aukštos paklaidos išlieka ir nuo 13 val. iki dienos pabaigos. Šiomis valandomis vidutinė RMSE išlieka apie 16–17, o MAE – apie 13–14.



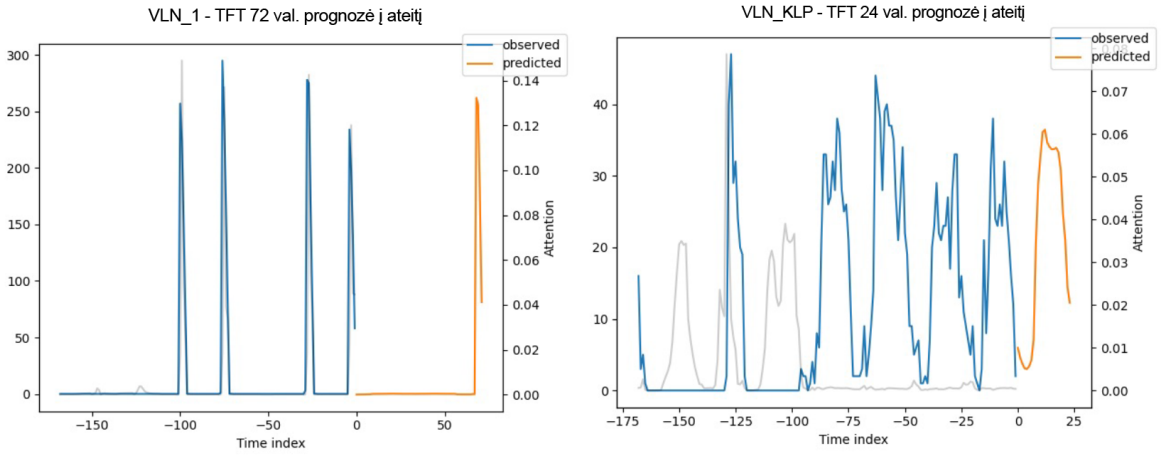
49 pav. VLN_KLP“ TFT modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas

TFT modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių sklaidos diagramos išryškina restoranų modelių skirtumus (žr. 50 pav.). „VLN_1“ atveju taškai labiau išsisklaido nuo idealios prognozės linijos, o tai rodo didesnį prognozės netikslumą, ypač vidutinių reikšmių intervale. „VLN_KLP“ matoma aiškesnė taškų koncentracija ties mažomis reikšmėmis, tačiau kartu išryškėja tendencija pervertinti labai mažos paklausos reikšmes. Tai patvirtina anksčiau nustatytą modelio polinkį dažniau pervertinti nei nuvertinti paklausą.



50 pav. TFT modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių palyginimas

Kadangi TFT modelis pasižymi vidiniais paaiškinamumo funkcionalumais, artimiausios darbo dienos prognozės grafikuose galima įžvelgti ne tik prognozuojamą paklausą, bet ir laiko momentus, į kuriuos modelis atkreipė dėmesį (žr. 51 pav.). Pilka linija grafikuose žymi modelio dėmesio pasiskirstymą laike, o dėmesio (angl. *attention*) reikšmės parodo, kuriems laikotarpiams modelis skyrė didžiausią svarbą formuodamas prognozę. Matyti, kad abiejų restoranų prognozės yra panašios į paskutinių dienų paklausos lygius. Be to, „VLN_1“ atveju dėmesys koncentruojamas į pavienius, trumpus laikotarpius, o tai rodo, kad modelis remiasi siaurais signalais iš praeities. „VLN_KLP“ išsiskiria, nes dėmesio pasiskirstymas yra tolygesnis. Todėl galima daryti išvadą, kad modelis išnaudoja platesnį istorinių duomenų kontekstą prognozei apskaičiuoti.



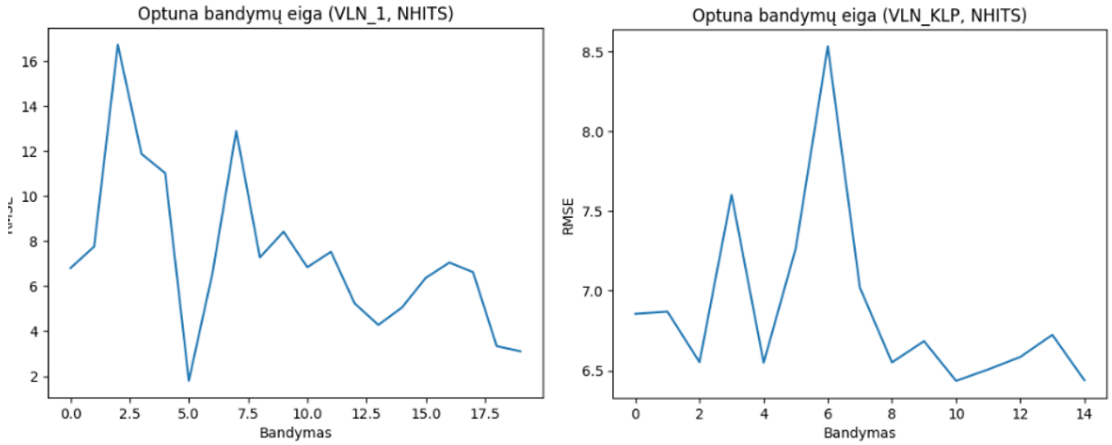
51 pav. TFT artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams

Apibendrinant, TFT modelis pasirodė geriau nei LSTM, ypač „VLN_1“ atveju, kai buvo pašalinta dalis orų kintamųjų, tačiau nepagerino „XGBoost“ prognozės tikslumo. Kaip ir LSTM modelis, TFT buvo linkęs klysti situacijose, kai paklausa pasižymi staigiais svyravimais arba kai užsakymų reikšmės yra artimos nuliui. Be to, TFT hiperparametrų

paieškos skaičiavimai buvo ženkliai imlesni laikui nei „XGBoost“ ar LSTM, dėl šios priežasties TFT pasirinkimas nėra palankus. Vis dėlto, svarbus TFT pranašumas – jo vidinėje architektūroje esantys paaiškinamumo funkcionalumai, kurie leidžia geriau suprasti, kaip ir kodėl yra pateikiamos tam tikros prognozės. Nors „XGBoost“ pasižymi pranašesniu tikslumu, TFT nereikalauja papildomų metodų integracijos rezultatų interpretacijai.

3.7. Neuroninis hierarchinės interpoliacijos modelio rezultatai

Paskutinis taikytas giliojo mokymosi modelis – NHITS. Šio modelio Bajeso optimizacijos metu taip pat buvo taikyta mažiau bandymų nei „XGBoost“ ir LSTM – 20 bandymų „VLN_1“ modeliui ir 15 – „VLN_KLP“, siekiant sumažinti skaičiavimų laiką. „VLN_1“ hiperparametrų paieškos metu geriausia rasta vidutinė RMSE reikšmė buvo itin žema – 1,805, rasta 5 bandyme. Tikėtina, kad ir šis modelis yra jautrus hiperparametrų kombinacijų pokyčiams, o tokia žema RMSE reikšmė tikriausiai buvo atsitiktinė. „VLN_KLP“ hiperparametrų paieškos metu 10 bandyme buvo pasiekta panaši RMSE kaip ir ankstesnių modelių atveju – 6,435. Be to, pastebėta, kad bandymų metu RMSE svyravo gana ženkliai tiek „VLN_1“, tiek „VLN_KLP“ modelių atveju, o tai patvirtina, kad modeliai buvo jautrūs hiperparametrų kombinacijoms (žr. 52 pav.). Geriausi rasti abiejų restoranų modelių hiperparametrai yra nurodyti lentelėje (žr. 16 lentelė).



52 pav. NHITS Bajeso optimizacijos bandymų eiga

16 lentelė. Geriausi NHITS modelių hiperparametrai pagal nagrinėjamus restoranus

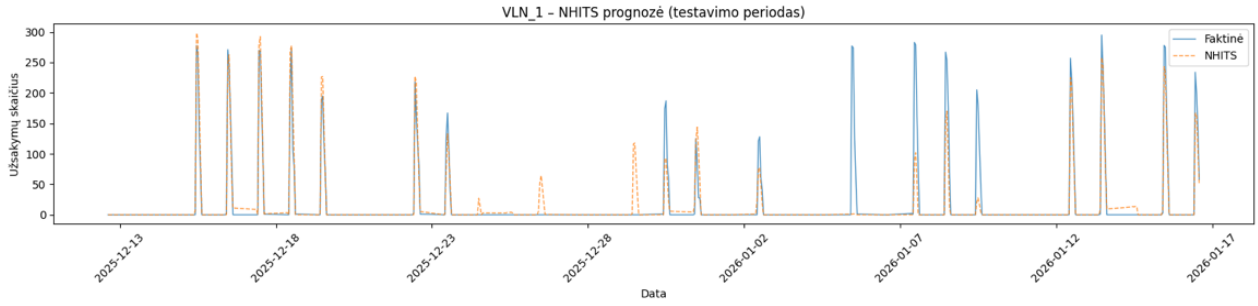
„VLN_1“ geriausi hiperparametrai	**„VLN_KLP“ geriausi hiperparametrai**
n_bloks: [2, 2, 2]	*n_bloks:* [1, 1, 1]
mlp_units: [[128, 128], [128, 128], [128, 128]]	*mlp_units:* [[64, 64], [64, 64], [64, 64]]
n_pool_kernel_size: [2, 2, 1]	n_pool_kernel_size: [8, 4, 1]
n_freq_downsample: [24, 12, 1]	n_freq_downsample: [12, 6, 1]
learning_rate: 0,0032441600887341587	*learning_rate*: 0,0013527769084615443
batch_size: 32	batch_size: 64
max_steps: 600	max_steps: 800
dropout_prob_theta: 0,1	dropout_prob_theta: 0,2

Vertinant prognozės paklaidų metrikas matyti, kad „VLN_1“ NHITS modelis pasirodė geriau už sezoninį naivųjį metodą ir LSTM (žr. 17 lentelė). Jis vidutiniškai klydo apie 26 užsakymus, o RMSE siekia apie 52. „VLN_KLP“ NHITS modelis pasižymėjo vienu geriausių tikslumu – žemesnės tik „XGBoost“ modelio paklaidų metrikos. Vidutiniškai modelis suklysdavo apie 7 užsakymais, o RMSE siekia apie 11. WAPE yra sąlyginai aukšta „VLN_KLP“ atveju, tačiau tai yra tikėtinas rezultatas. Kadangi restorano paklausos dinamika apima valandas, kai užsakymų skaičius yra itin žemas, santykinė paklaida gali stipriai išaugti, nors absoliuti paklaida nėra labai didelė.

17 lentelė. „VLN_KLP“ ir „VLN_1“ NHITS modelių paklaidų metrikos

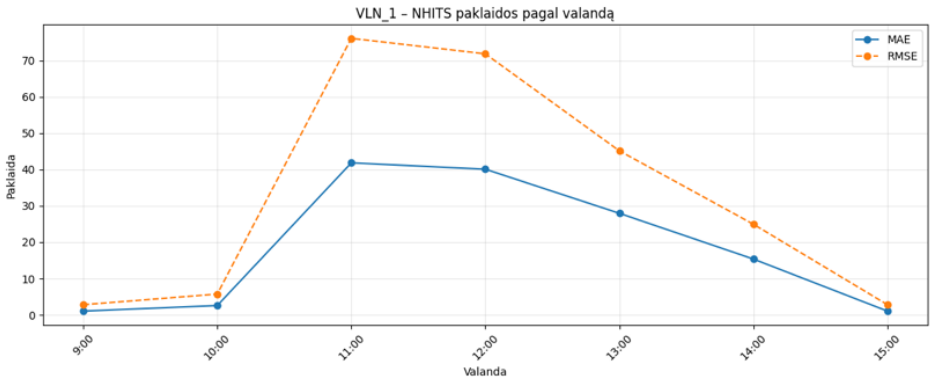
Restoranas	MAE	RMSE	WAPE
„VLN_1“	25,968	52,248	39,41
„VLN_KLP“	7,35	10,979	54,92

„VLN_1“ prognozė testavimo laikotarpiu, atskleidžia, kad modelis, panašiai kaip TFT, gana tiksliai prognozavo gruodžio 15 d. savaitę, tačiau ties žiemų švenčių laikotarpiu prognozė pasidarė labai netiksli (žr. 53 pav.). Vėlesnių dienų prognozės yra ženkliai mažesnės nei faktinės reikšmės, o tai rodo, kad modeliui buvo sudėtinga atpažinti restorano paklausos dėsningumus. Tai pat matyti, kad kai kuriais laiko momentais, kai paklausos nebuvo, modelis prognozavo šiek tiek užsakymų.



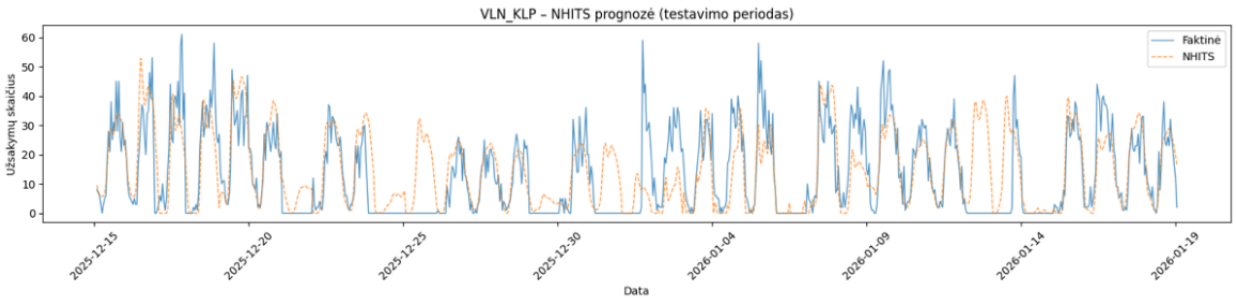
53 pav. „VLN_1“ NHITS modelio prognozė testavimo laikotarpiu

Modelio paklaidų pagal darbo valandas grafikas (žr. 54 pav.) rodo, kad NHITS modeliui taip pat sudėtingiausias metas buvo 11–12 val. pietų pikas, kai RMSE siekė apie 70, o MAE – apie 40.



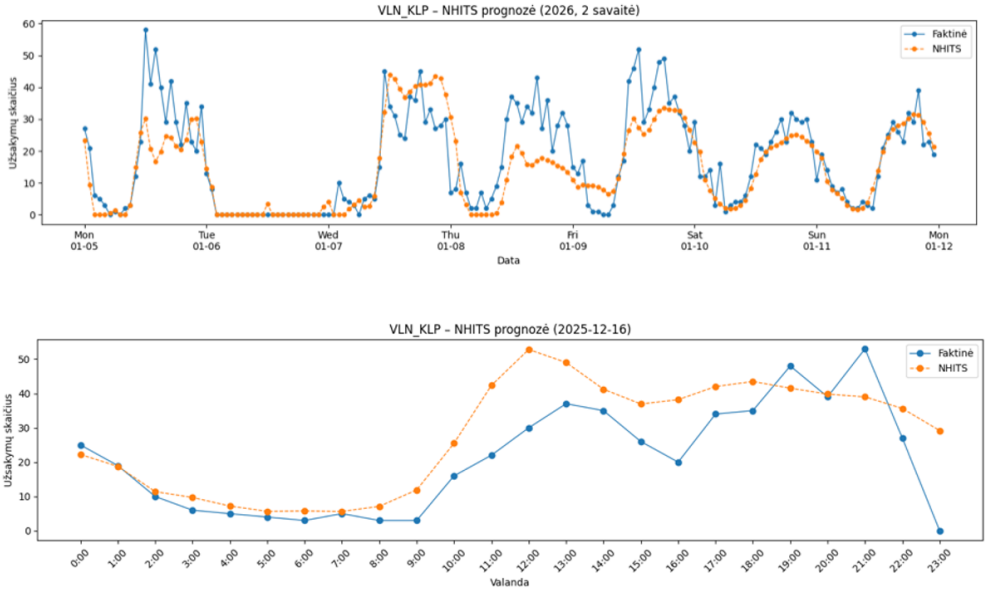
54 pav. „VLN_1“ NHITS modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas

„VLN_KLP“ NHITS prognozė testavimo laikotarpiu visai neblogai atspindi paklausos dinamiką (žr. 55 pav.). Testavimo laikotarpio pradžia yra gana tiksliai atkartota, tačiau yra dienų, kuomet prognozė stipriai neatitinka faktinių reikšmių. Galima pastebėti, kad modeliui sudėtinga prognozuoti po staigių šokų – paklausai nukritus iki nuliui artimų reikšmių bei kai po tokių laiko momentų paklausa ryškiai išauga. Pavyzdžiui, gruodžio 25 d. modelis prognozuoja vidutinišką paklausos lygį, nors jos iš tiesų nebuvo. Kaip ir buvo minėta, kadangi testavimo laikotarpis apima Kalėdas ir Naujuosius Metus, jis savaime yra gana problematiškas, ypač kai tai vienintelė fiksuota žiema duomenų rinkinyje.



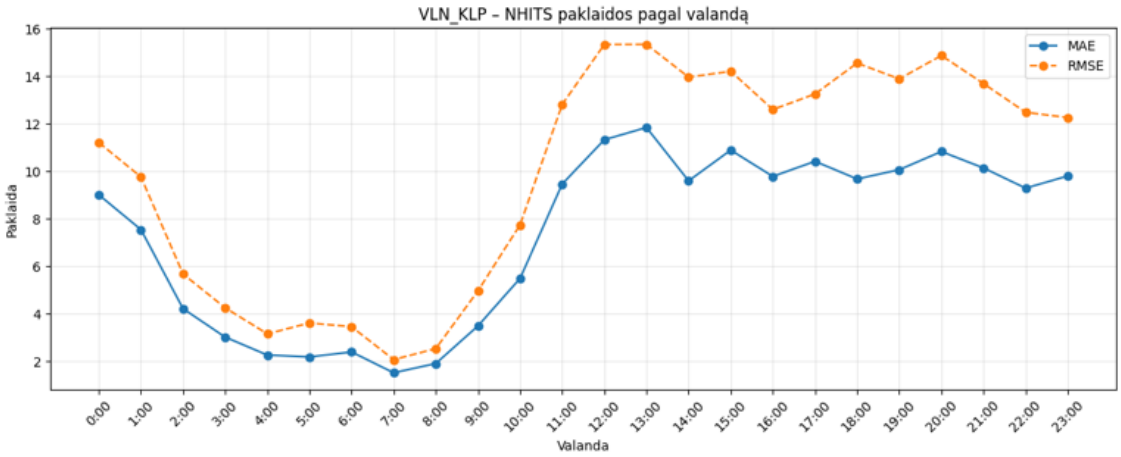
55 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio prognozė testavimo laikotarpiu

Žvelgiant į vieną konkrečią testavimo laikotarpio savaitę, matyti, kad paklausos dinamika yra prognozuojama neblogai (žr. 56 pav.). Šią savaitę modelis teisingai prognozavo ir itin žemas paklausos reikšmes, tačiau dažnai ir nuvertindavo paklausą. Viena konkreti testavimo diena atskleidžia jau pastebėtą tendenciją – prognozė yra tikslesnė paros pradžioje (maždaug iki 9 val.) ir didesnės klaidos stebimos nuo pietų iki pat paros pabaigos.



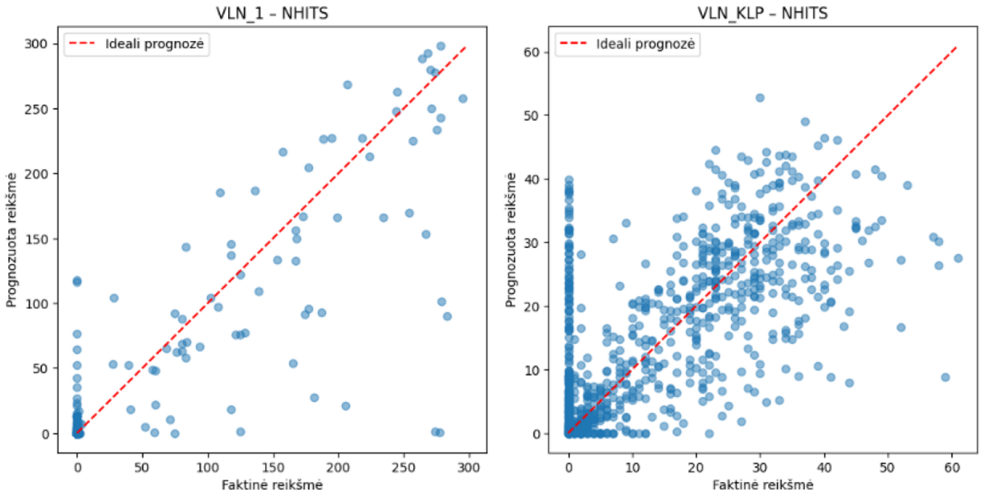
56 pav. „VLN_KLP“ vienos iš testavimo laikotarpio savaičių ir dienų NHITS prognozė

Tai patvirtina ir RMSE bei MAE reikšmės pagal restorano darbo valandas (žr. 57 pav.). Modeliui sudėtinga prognozuoti naktinę paklausą, kuri gali būti itin maža arba kartais pakankamai aukšta. 3–8 val. paklaidos yra žemiausios, o nuo 9 val. pradeda augti ir išlieka panašiame lygmenyje iki 23 val.



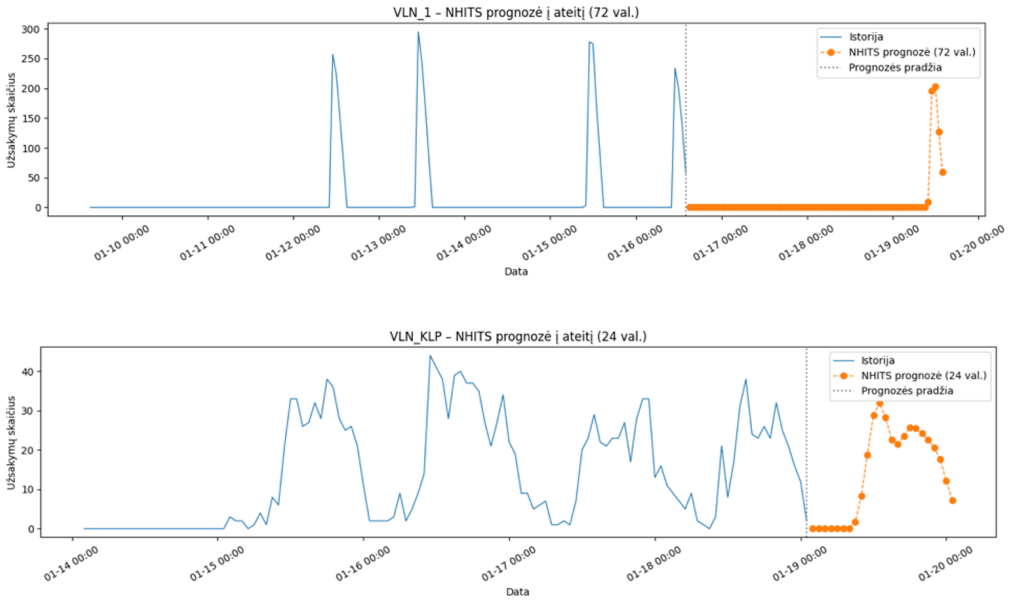
57 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio paklaidos pagal restorano darbo valandas

Lyginant abiejų restoranų modelių prognozuojamas ir faktines reikšmes, matyti, kad nemažai klaidų įvyksta, kai paklausa yra artima nuliui, o modeliai prognozuoja daugiau užsakymų (žr. 58 pav.). „VLN_1“ NHITS modelis taip pat gana dažnai nuvertina paklausą ir prognozuoja per mažą jos lygį. „VLN_KLP“ modelio pagrindinis iššūkis – atvejai, kai paklausa yra nulinė arba labai maža.



58 pav. NHITS modelių faktinių ir prognozuotų reikšmių palyginimas

Galiausiai, buvo suformuota artimiausios darbo dienos 24 val. NHITS modelio prognozė abiem restoranams (žr. 59 pav.). Modelio elgsena iš esmės yra labai panaši kitiems aptartiems modeliams. „VLN_1“ prognozė yra artima paskutinei stebėtai darbo dienai, o „VLN_KLP“ prognozė atrodo kaip paskutinių kelių dienų vidutinės ir nuglodintos reikšmės.



59 pav. NHITS artimiausios darbo dienos prognozė „VLN_1“ ir „VLN_KLP“ restoranams

Apibendrinant, NHITS modelio kokybė „VLN_1“ restorano atveju neišsiskyrė iš kitų nagrinėtų modelių. Galima daryti prielaidą, kad duomenų dinamika buvo per sudėtinga, o apmokymo ir testavimo laikotarpis per trumpas, kad modelis galėtų tiksliau atpažinti paklausos dėsningumus. Su „VLN_KLP“ duomenų rinkiniu NHITS pasirodė kur kas geriau ir buvo vienas tiksliausių iš tyrime nagrinėtų modelių. Nepaisant to, modelis susidūrė su tomis pačiomis problemomis, kurios buvo pastebėtos kituose modeliuose – aukštos klaidos žemos paklausos metu bei staigių šuolių laikotarpiais.

3.8. Interpretuojamojo mašininio mokymosi metodų taikymas

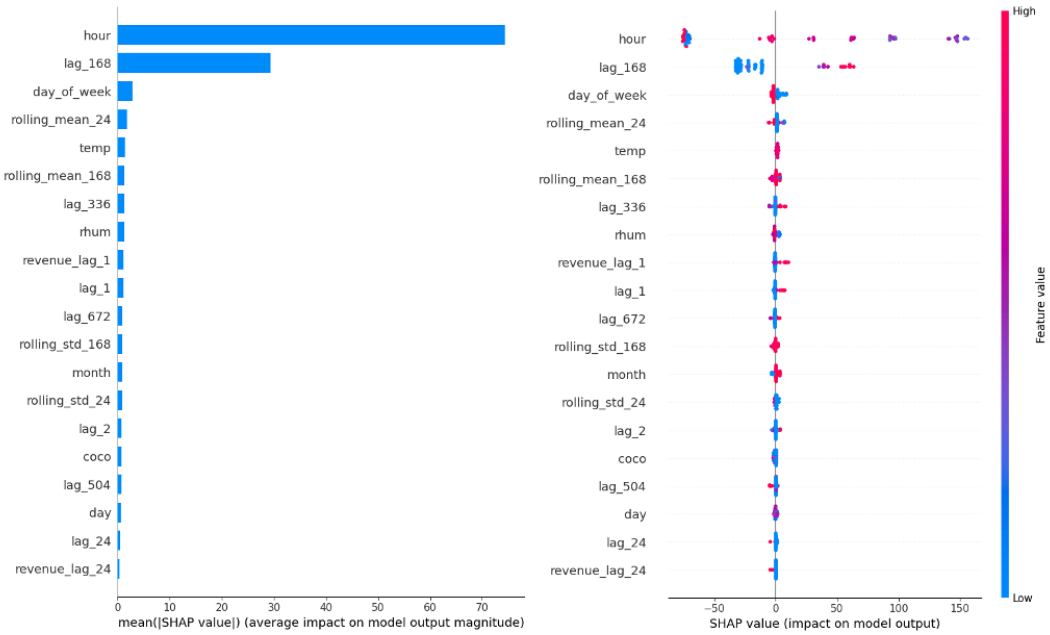
3.8.1. „XGBoost“ modelio prognozės interpretacija

Šiame poskyryje pritaikomi IML metodai, skirti paaiškinti, kokie požymiai ar laiko intervalai darė didžiausią įtaką modelių prognozėms. Pirmiausia, pritaikomas SHAP metodas „XGBoost“ modelio rezultatams interpretuoti. „VLN_1“ restorano modelio prognozei didžiausią įtaką darė laiko struktūrą apibūdinantys kintamieji (žr. 60 pav.). Svarbiausias požymis yra paros valanda („hour“), kurio „Shapley“ reikšmė yra aukščiausia – apie 74. Taip pat matyti, kad šis kintamasis pasižymi didžiausia sklaida – aukštos jo reikšmės (pažymėta raudona spalva dešiniame grafike) dažniausiai siejamos su teigiamomis SHAP reikšmėmis, t. y. didina prognozuojamą paklausą, o žemos reikšmės (mėlyna spalva) ją mažina. Tai patvirtina aiškų dieninį paklausos ciklą, kai tam tikros valandos (pietų metas) generuoja didžiausius klientų srautus.

Antras pagal svarbą kintamasis – savaitinis vėlavimas („lag_168“). Žvelgiant į dešinėje pateiktą grafiką, pastebima kas didesnės ankstesnės paklausos reikšmės lemia didesnes prognozes, o tai patvirtina stiprų savaitinį restorano sezoniškumą, t. y. paklausa tam tikru metu yra panaši į prieš savaitę stebėtą lygį. Kiti laiko kintamieji, tokie kaip savaitės diena („day_of_week“), turi mažesnę įtaką. Šie rezultatai atitinka prielaidą, kad maitinimo sektoriuje paklausa pasižymi aiškiais paros ir savaitiniais ciklais, susijusiais su vartotojų

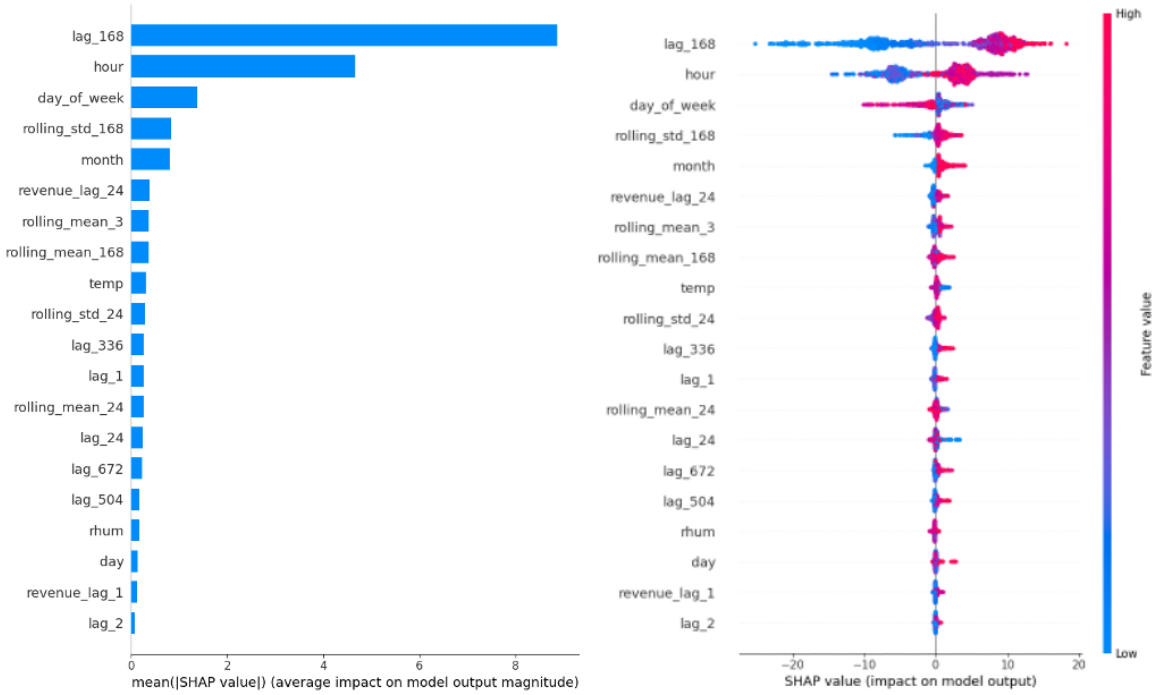
rutinomis (pvz., pietų pertraukomis, darbo savaitės ritmu) bei įpročiais. Galima daryti išvadą, kad restorano paklausa yra pakankamai stabili – klientų srautai yra prognozuojami ir pasikartojantys, todėl sprendimai dėl personalo planavimo, atsargų valdymo ar darbo valandų optimizavimo gali būti efektyviai grindžiami būtent šiais ciklais.

Žvelgiant į kitus požymius, matyti, kad jie daro labai nedidelį poveikį, o išoriniai orų sąlygų veiksniai („temp“, „rhum“), modelio sprendimuose beveik nedalyvauja. Tai iš dalies prieštarauja kai kuriems tyrimams, kuriuose teigiama, kad orai gali veikti restoranų lankomumą [14]. Galima daryti prielaidą, kad „VLN_1“ restoranas aptarnauja klientus, kurių sprendimai yra mažiau priklausomi nuo oro ar kitų išorinių veiksnių, nes lankytojai turi įprotį reguliariai pietauti restorane pietų pertraukos metu.



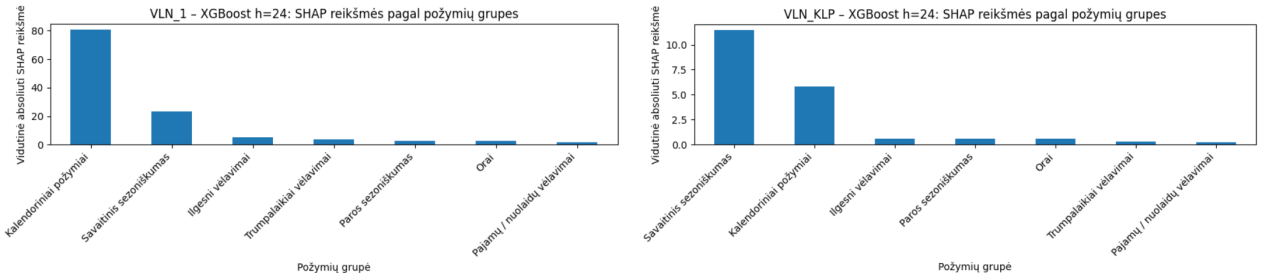
60 pav. „VLN_1“ „XGBoost“ modelio požymių svarba (SHAP metodas)

„VLN_KLP“ restorano modelio prognozei didžiausią įtaką darantys kintamieji yra labai panašūs į „VLN_1“ (žr. 61 pav.). Pagrindinis skirtumas – „VLN_KLP“ svarbesnis požymis yra ne paros valanda („hour“), o savaitinis vėlavimas („lag_168“). Tai rodo dar stipresnį paklausos savaitinį sezoniškumą – konkrečios valandos paklausa labiau priklauso nuo prieš savaitę buvusio lygio nei nuo bendro dienos ciklo. Toks rezultatas leidžia daryti prielaidą, kad „VLN_KLP“ restorano klientų elgsena yra dar labiau grįsta įpročiais ir nuosekli laike. SHAP sklaidos grafikas (dešinėje) taip pat patvirtina šią tendenciją – didesnės „lag_168“ reikšmės yra siejamos su teigiamu poveikiu prognozei. „hour“ kintamasis išlieka reikšmingas, tačiau jo poveikis yra santykinai mažesnis ir labiau išskaidytas. Kaip ir „VLN_1“, „VLN_KLP“ modeliui kiti požymiai, įskaitant oro sąlygų kintamuosius, daro minimalų poveikį prognozei. Verslo požiūriu tai reiškia, kad „VLN_KLP“ restorane paklausa dar labiau grindžiama nusistovėjusiais vartotojų įpročiais ir pasikartojančiais savaitiniais dėsningumais, todėl prognozavimas gali būti patikimas remiantis istoriniais duomenimis. Tai taip pat rodo, kad operaciniai sprendimai (pvz., darbo grafikai ar resursų paskirstymas) gali būti planuojami remiantis ankstesnių savaičių duomenimis, o ne tik bendrais dienos ciklais.



61 pav. „VLN_KLP“ „XGBoost“ modelio požymių svarba (SHAP metodas)

Papildomai sugrupavus požymius į kategorijas matyti, kad „VLN_1“ atveju dominuoja kalendoriniai požymiai (mėnesis, savaitės diena, mėnesio diena, savaitgalis, šventinė diena) ir paros sezoniškumas (žr. 62 pav.). „VLN_KLP“ modelyje ryškiausiai išsiskiria savaitinis sezoniškumas. Tai dar kartą patvirtina, kad skirtingų restoranų paklausos struktūra gali skirtis pagal vyraujančius laiko dėsningumus.



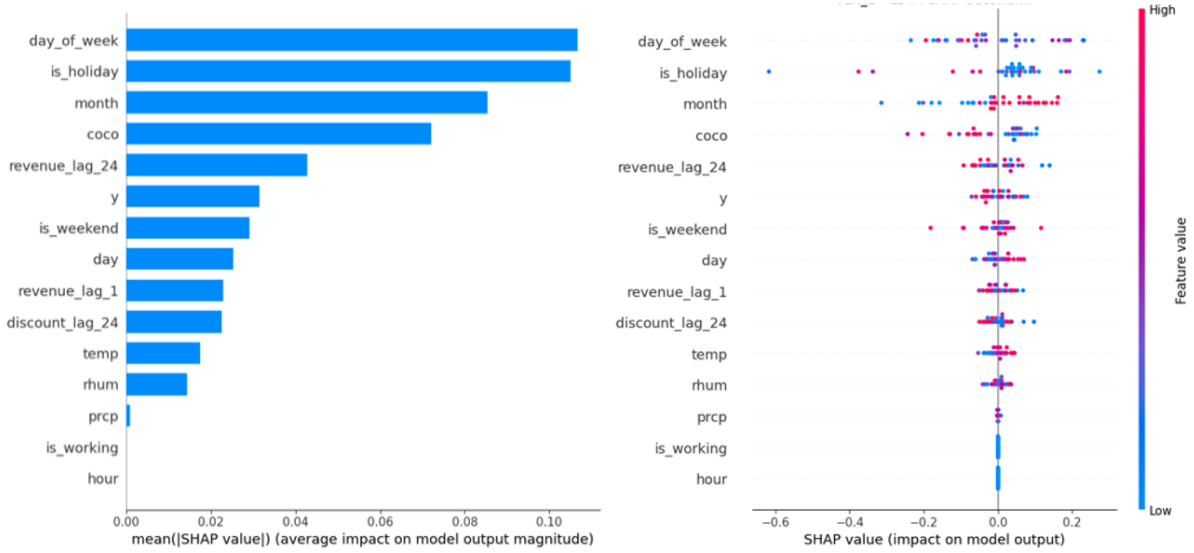
62 pav. „XGBoost“ modelių požymių svarba pagal kategorijas

TSHAP metodas „XGBoost“ modeliams yra netaikomas, nes jis yra skirtas modeliams, kurie tiesiogiai apdoroja laiko eilučių struktūrą (t. y. sekas). „XGBoost“ modelyje laiko priklausomybės įtraukiamos per išvestinius požymius (pvz., vėlavimus, kalendorinius kintamuosius), todėl yra tinkamesnis klasikinis SHAP metodas.

3.8.2. Ilgalaikės trumpalaikės atminties tinklo modelio prognozės interpretacija

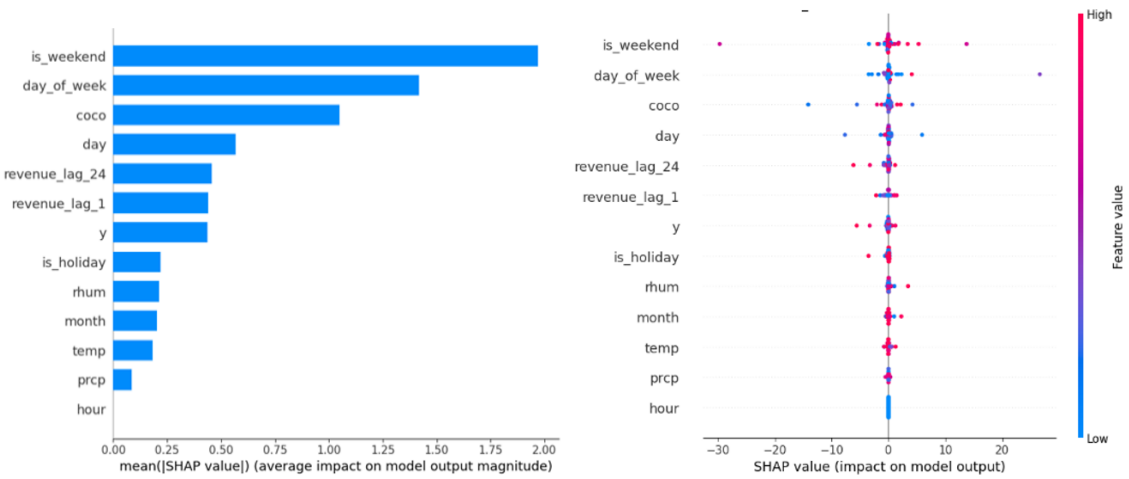
Šiame skyrelyje pateikiama LSTM prognozių interpretacija, pasitelkiant SHAP ir TSHAP metodus. Nors LSTM modelio prognozė „VLN_1“ restoranui yra itin prasta, IML metodai gali suteikti prasmingų įžvalgų – suprasti dėl kokių galimų priežasčių modelis klydo. SHAP metodas atskleidė, jog LSTM modelio „VLN_1“ prognozei didžiausią įtaką darė savaitės

dienos kintamasis, šventinę dieną nurodantis kintamasis bei mėnesio kintamasis (žr. 63 pav.). Nors LSTM prognozėje, panašiai kaip „XGBoost“, svarbiausi buvo su laiku susiję kintamieji, matyti, kad modelis vadovavosi labiau bendresniais laiko požymiais, o ne konkrečia paros valanda. „hour“ kintamasis beveik visai nedalyvavo modelio sprendimuose, tačiau „VLN_1“ tipo restoranui paros metas yra labai svarbus paklausos lygio indikatorius. Kitaip tariant, modelis labiau rėmėsi tuo, kuri yra diena, o ne tuo, kuri yra valanda, nors būtent valandos efektas šiame kontekste yra vienas svarbiausių. Tai paaiškina aukštas modelio klaidas – modeliui nepavyko tiksliai atpažinti paros dėsningumų, ženklių paklausos pikų pietų metu ir nuliui artimos paklausos ankstyvą rytą ar 15 val. Taip pat pastebima, kad LSTM modeliui ne mažą svarbą turėjo ir su orų sąlygomis susiję kintamieji. Vis dėlto, atsižvelgiant į itin prastą prognozės tikslumą, galima daryti prielaidą, kad modelis šių kintamųjų negebėjo tinkamai išnaudoti. Tai gali reikšti, kad orų įtaka paklausai šiame kontekste yra ribota arba sudėtingiau modeliuojama.



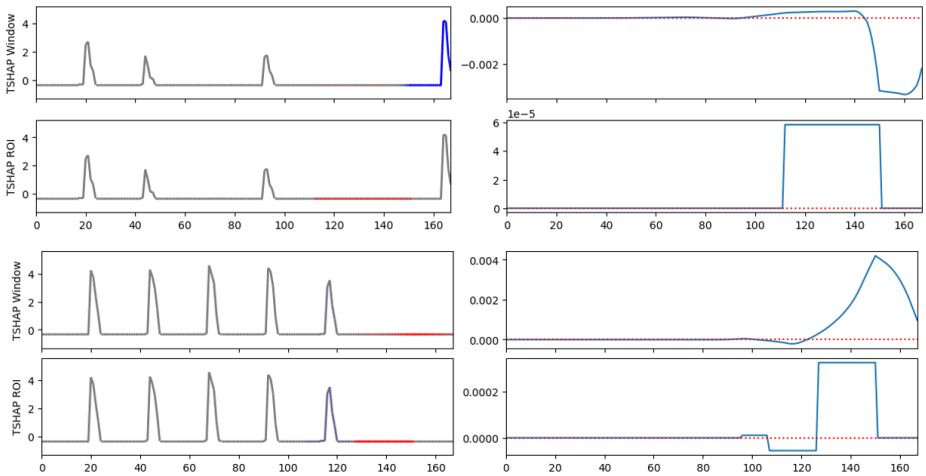
63 pav. „VLN_1“ LSTM modelio požymių svarba (SHAP metodas)

„VLN_KLP“ restorano atveju svarbiausi požymiai kiek skiriasi – čia daugiausiai įtakos turėjo savaitgalį nurodantis kintamasis, savaitės diena, oro sąlygos ir mėnesio diena (žr. 64 pav.). Kaip ir „VLN_1“ LSTM modelyje, šiame modelyje „hour“ kintamasis praktiškai neturėjo įtakos, o tai gali būti viena iš priežasčių, paaiškinančių prastesnį modelio tikslumą. Be to, pastebima, kad orų sąlygas apibūdinantis kintamasis („coco“) taip pat turi reikšmingą įtaką, nors aukštesnio tikslumo modeliuose orų sąlygų požymiai neturėjo reikšmingos svarbos. Tai gali rodyti, kad LSTM modelis ieškojo papildomų ryšių požymiuose, kurie praktiškai turėjo mažesnę įtaką paklausos svyravimams nei valandinė dinamika.



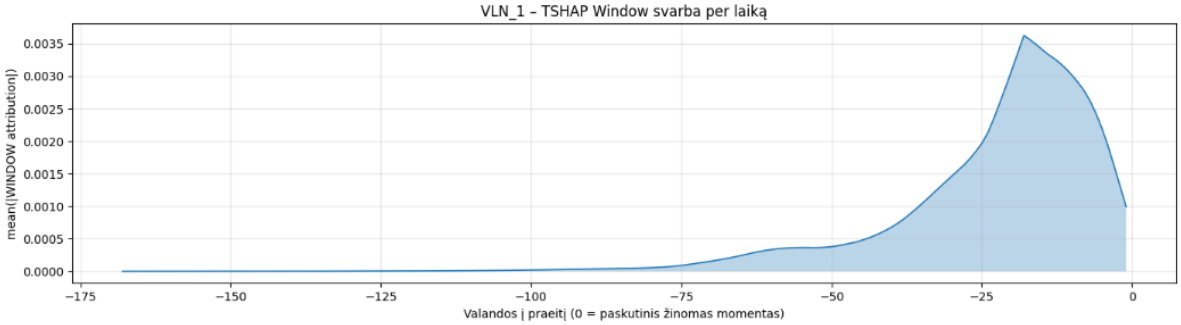
64 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio požymių svarba (SHAP metodas)

Analizuojant „VLN_1“ restoranui pritaikyto TSHAP metodo rezultatus, buvo vertinti penkių testavimo pavyzdžių slankiojo lango ir svarbos regiono grafikai. Visuose pavyzdžiuose atribucija susitelkia paskutinėse 1–2 parose, o ankstesnės dienos modeliui beveik neturėjo įtakos. Tai reiškia, kad nors modeliui pateikiama 168 valandų istorija, jis remiasi tik artimiausia praeitimi. Tikėtina, dėl to modelis negebėjo atpažinti savaitinio paklausos sezoniškumo, o tai prisidėjo prie prastesnės prognozavimo kokybės. Tarp nagrinėtų pavyzdžių išryškėja du pasikartojantys scenarijai (žr. 65 pav.). Pirmuoju atveju paskutinė darbo diena baigiasi netipiškai aukštu piku, tuomet slankiojo lango metodas išskiria stiprų neigiamą indėlį, t. y. modelis sumažina kitos dienos prognozę, vertindamas stebėtą piką kaip anomaliją. Tuo pat metu svarbos regiono metodas ankstesnėse parose įžvelgia silpną teigiamą įtaką kitos dienos prognozei. Antruoju atveju paskutinės dienos atitinka įprastą paklausos vaizdą ir abu metodai rodo panašią tendenciją: po ramios savaitės jie rodo neigiamą įtaką (modelis prognozuoja mažiau užsakymų), o po aktyvios – teigiamą (modelis prognozuoja daugiau užsakymų).



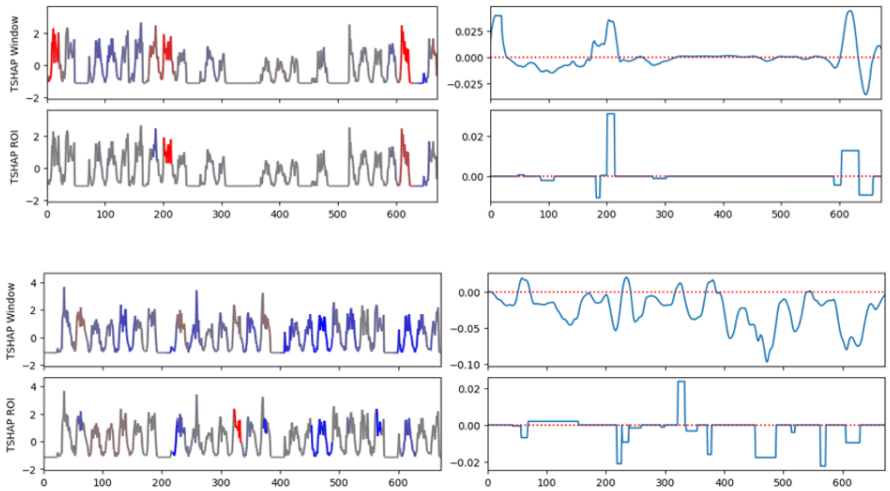
65 pav. „VLN_1“ LSTM modelio „TSHAP Window“ ir „ROI“ atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams

Apibendrintas TSHAP atribucijos grafikas leidžia dar aiškiau įvertinti, kuri istorijos dalis yra svarbiausia modelio prognozėms (žr. 66 pav.). Matyti, kad didžiausia įtaka tenka paskutinėms maždaug 50 valandų prieš prognozuojamą momentą, o reikšmingiausias pikas yra ties 20–30 valandų prieš prognozę. Ankstesni istorijos indėliai yra labai nežymūs. Tai rodo, kad „VLN_1“ LSTM modelis labiau rėmėsi trumpalaike praeitimi ir negebėjo išnaudoti ilgesnio laikotarpio paklausos dėsningumų. Tikėtina, kad toks ribotas istorijos panaudojimas prisidėjo prie prasto modelio prognozavimo tikslumo.



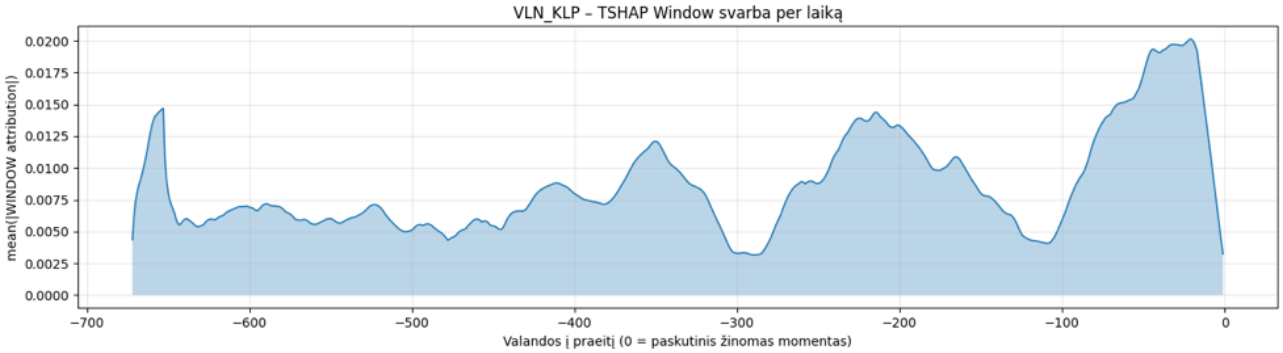
66 pav. „VLN_1“ LSTM modelio vidutinės TSHAP atribucijos pagal laiko poziciją

Vertinant „VLN_KLP“ penkių testavimo pavyzdžių slankiojo lango ir svarbos regiono grafikus, pastebėtos kiek kitokios tendencijos, o reprezentatyviausi du pavyzdžiai yra pateikti paveiksle (žr. 67 pav.). Visų analizuotų pavyzdžių atribucija pasiskirsto per 672 valandų (4 savaičių) laikotarpį, o ne susitelkia vien paskutinėse parose. Reikšmingi regionai aptinkami tiek prie pat prognozės momento, tiek anksčiau nei prieš 500–600 valandų. Be to, viename pavyzdyje dažnai matomi keli skirtingo ženklo atribucijos blokai: vienos srities indėlis į prognozę yra teigiamas, kitos – neigiamas. Atribucijų amplitudės taip pat yra ženkliai didesnės nei „VLN_1“ atveju, o tai rodo, kad modelis prognozes grindžia stipresniais argumentais. Tokia atribucijų struktūra leidžia teigti, kad „VLN_KLP“ LSTM modelis efektyviau išnaudoja istorijos kontekstą ir geba užfiksuoti įvairesnės laiko trukmės paklausos dėsningumus.



67 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio „TSHAP Window“ ir „ROI“ atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams

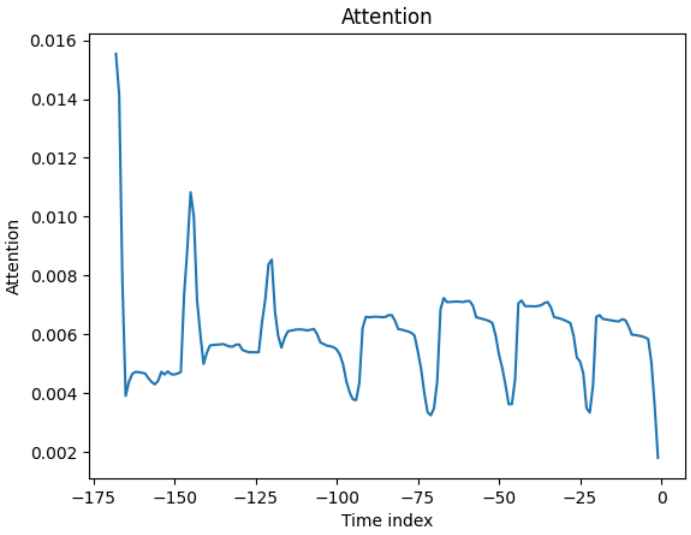
Atsižvelgiant į apibendrintą TSHAP atribucijos grafiką dar aiškiau matyti, kad „VLN_KLP“ modelio prognozei įtaką darė įvairesni laiko momentai nei „VLN_1“ (žr. 68 pav.). Kreivė turi kelis ryškesnius pikus, rodančius, kad prognozę lėmė tiek artimiausi laikotarpiai (paskutinės apytiksliai 25 valandos), tiek vidutinio nuotolio laiko momentai (apytiksliai 200 ir 350 valandų), tiek tolimas laiko regionas (apie 650 val.).



68 pav. „VLN_KLP“ LSTM modelio vidutinės TSHAP atribucijos pagal laiko poziciją

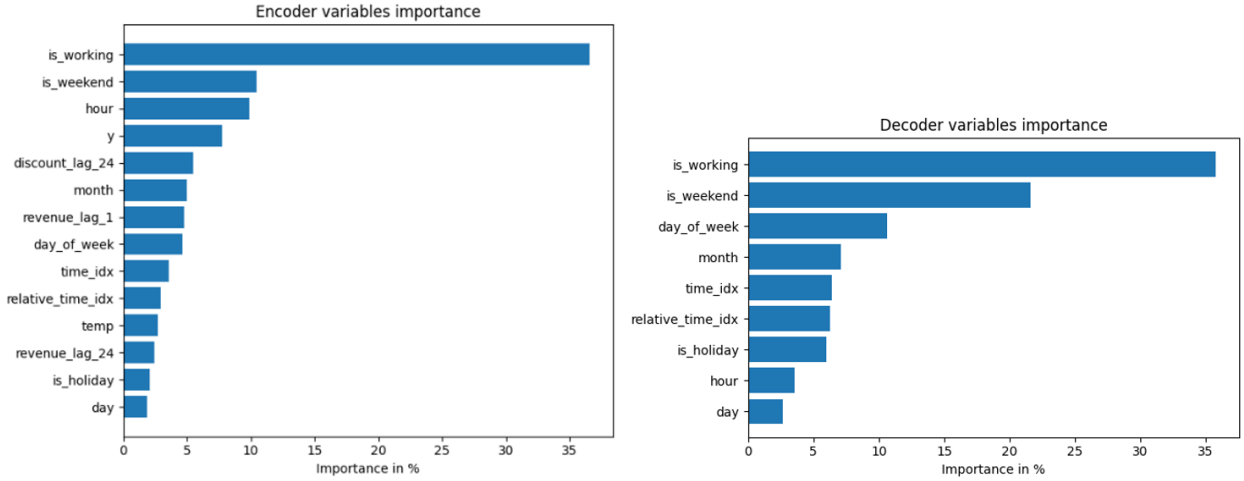
3.8.3. Laiko sintezės transformatoriaus modelio prognozės interpretacija

Kadangi TFT architektūra savyje turi specializuotus interpretacijos funkcionalumus, modelio prognozės interpretuojamos remiantis modelio vidinėmis svarbos reikšmėmis, o SHAP bei TSHAP metodai nėra taikomi. Pirmiausia, apžvelgiama „VLN_1“ TFT prognozės interpretacija. Dėmesio grafikas (žr. 69 pav.) rodo, jog modelis atsižvelgia į tam tikrus istorinius laikotarpius formuodamas prognozės sprendimą. Pastebėta, kad modelis itin daug dėmesio skyrė laikui 175 valandas prieš prognozę (apytiksliai viena savaitė prieš prognozę). Taip pat yra keletas išsiskiriančių laikotarpių, kurie tikėtina yra susiję su didesnės paklausos momentais, o tai leidžia daryti prielaidą, jog prognozė grindžiama stipresniais signalais iš praeities.



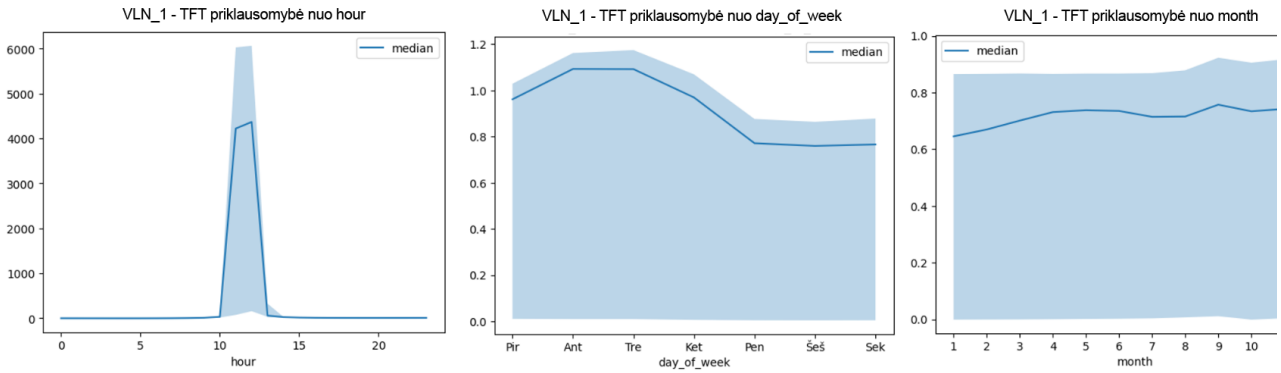
69 pav. „VLN_1“ TFT modelio dėmesio grafikas

Kintamųjų svarbos analizė atskleidė, kurie kintamieji turėjo didžiausią įtaką prognozei (žr. 70 pav.). „Encoder“ grafikas atskleidžia, kurie praeities požymiai turėjo didžiausią įtaką modelio supratimui apie istorinę paklausos dinamiką. „VLN_1“ atveju svarbiausi buvo „is_working“, „is_weekend“ ir „hour“ kintamieji. Kitaip tariant, modelio suvokimui apie paklausą svarbiausi buvo požymiai, nusakantys ar restoranas tuo metu vykdo veiklą. Taip pat „hour“ kintamasis leido modeliui išmokti paros paklausos dinamiką – kaip paklausa skiriasi ryte, per pietus ar po pietų. „Decoder“ grafikas nurodo, kurie kintamieji modeliui buvo svarbiausi prognozei formuoti. Matyti, kad ateities ir praeities kintamųjų svarba iš dalies sutampa, tačiau formuodamas prognozę modelis labiau vadovaujasi savaitės struktūra („day_of_week“), o ne paros dinamika („hour“). Tai gali paaiškinti TFT modelio prognozės netikslumus, kadangi iš istorinių duomenų buvo pastebėta, kad paklausos variacija savaitės lygmeniu buvo kur kas mažesnė nei skirtingomis paros valandomis.



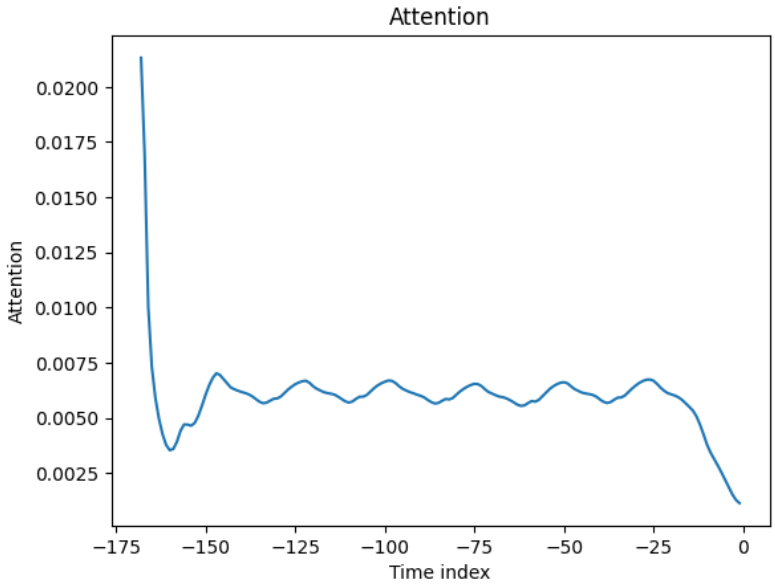
70 pav. „VLN_1“ TFT modelio praeities ir ateities požymių svarba

Dalinė priklausomybė atspindi kaip užsakymų skaičius kinta priklausomai nuo tam tikrų požymių. Kadangi modelis labiau vadovavosi kalendoriniais požymiais sudaryti dalinės priklausomybės grafikai tarp užsakymų skaičiaus ir valandos, savaitės dienos bei mėnesio kintamųjų (žr. 71 pav.). Valandos („hour“) grafikas atskleidžia, kad modelis gerai atpažįsta „VLN_1“ dieninės paklausos dinamiką – matomas aiškus pikas ties 11–12 val. Tai reiškia, kad formuodamas prognozę modelis yra linkęs prognozuoti didesnes reikšmes būtent pietų metui. Žvelgiant į dalinę priklausomybę su savaitės dienos kintamuoju („day_of_week“) pastebima, kad prognozė yra aukštesnė pirmadienį–ketvirtadienį, o penktadienį–sekmadienį – sumažėja. Tai rodo, kad modelis iš dalies atpažįsta, jog paklausa yra didžiausia darbo dienomis. Vis dėlto penktadienio reikšmė yra artima savaitgalio dienoms, nors realybėje savaitgaliais paklausa yra lygi nuliui. Tai leidžia daryti išvadą, kad modelis ne visai atskiria darbo ir nedarbo dienų efektą, o tai galėtų paaiškinti aukštesnes prognozių paklaidas. Galiausiai, atsižvelgta į mėnesio dalinę priklausomybę. Matyti, kad prognozės reikšmės išlieka gana pastovios visais mėnesiais. Kitaip tariant, modelis neidentifikuoja reikšmingo ryšio tarp mėnesio ir paklausos lygio, todėl ilgesnio laikotarpio sezoniškumas modeliui yra mažiau svarbus.



71 pav. „VLN_1“ TFT modelio dalinės priklausomybės tarp užsakymų skaičiaus ir kalendorinių požymių

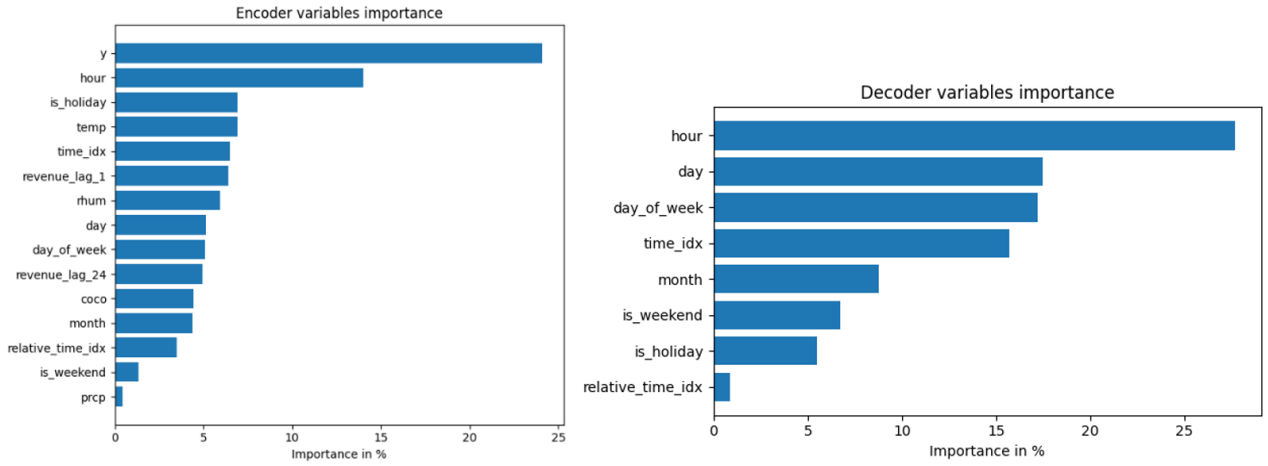
Žvelgiant į „VLN_KLP“ modelio dėmesio grafiką, pastebima, kad ir šis modelis daugiausiai dėmesio suteikė maždaug savaitei iki prognozės momento (žr. 72 pav.). Likusioje laikotarpio dalyje, esančioje arčiau prognozės momento, dėmesio reikšmės išlieka gana tolygios, be aiškiai išsiskiriančių pikų, o artimiausioms prognozės momentui valandoms skiriamas mažesnis dėmesys. Tai leidžia daryti prielaidą, kad modelis labiau remiasi tolimesniu praeities kontekstu ir neidentifikuoja konkrečių trumpalaikių signalų, kurie galėtų tikslinti prognozę.



72 pav. „VLN_KLP“ TFT modelio dėmesio grafikas

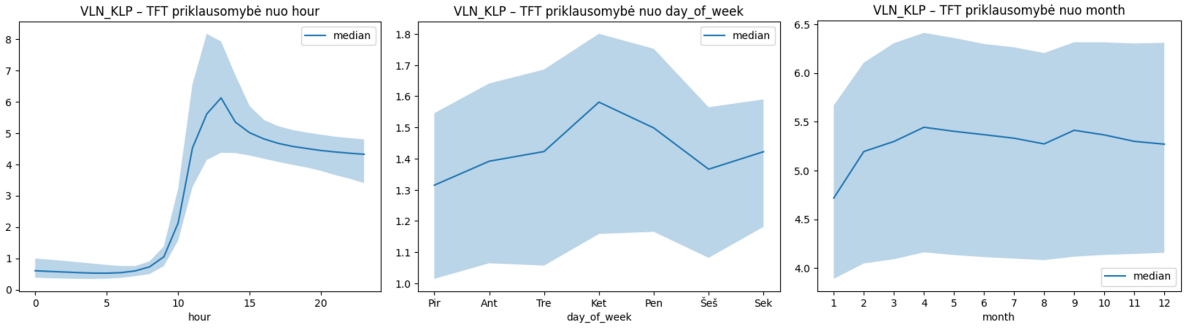
Skirtingai nei „VLN_1“, svarbiausias praeities („Encoder“) kintamasis „VLN_KLP“ modeliui yra pats užsakymų skaičius, buvęs praeityje (žr. 73 pav.). Vadinasi šis modelis formuodamas prognozę labiausiai remiasi tuo, koks paklausos lygis buvo anksčiau. „VLN_1“ modelyje šis kintamasis užima ketvirtą vietą pagal svarbą, o didesnę reikšmę turi veikimo režimą apibūdinantys požymiai, tokie kaip „is_working“. Tai leidžia daryti prielaidą, kad „VLN_1“ atveju pirmiausia siekiama nustatyti, ar restoranas veikia konkrečiu metu, o tik vėliau vertinamas galimas paklausos lygis. Kiti „VLN_KLP“ modeliui svarbūs praeities

kintamieji yra valanda bei šventinę dieną nusakantis kintamasis „is_holiday“. Tai rodo, kad ir šis modelis atsižvelgia į restorano paros dinamiką bei vertina galimą šventinių dienų poveikį paklausos lygiui. Tarp svarbiausių ateities („Decoder“) kintamųjų – valanda, mėnesio diena ir savaitės diena. Skirtingai nei „VLN_1“, „VLN_KLP“ veikia visą parą ir visas dienas per savaitę, tad tikėtina, jog prognozės formavime svarbiausi yra būtent paros ir savaitės paklausos dėsningumai.



73 pav. „VLN_KLP“ TFT modelio praeities ir ateities požymių svarba

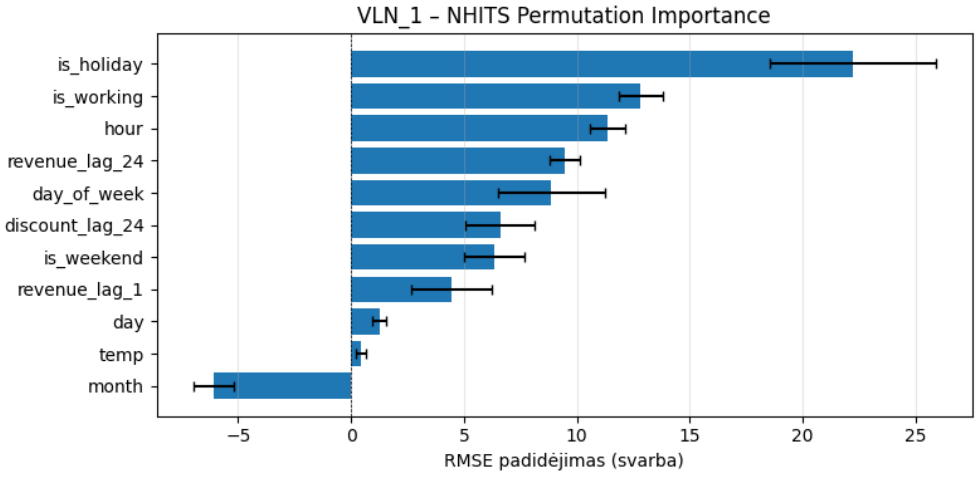
„VLN_KLP“ dalinės priklausomybės grafikai atskleidžia kiek kitokią paklausos dinamiką (žr. 74 pav.). Valandos („hour“) kintamasis išlieka svarbiausias – matomas aiškus paklausos augimas nuo ryto ir pikas apie pietų laiką, tačiau, skirtingai nei „VLN_1“, paklausa išlieka gana aukšta ir vėlesnėmis valandomis. Tai rodo stabilesnį paklausos pasiskirstymą dienos eigoje. Savaitės dienos („day_of_week“) grafike matomas svyravimas, tačiau skirtumai tarp dienų nėra itin ryškūs – labiau išsiskiria tik ketvirtadienis. Tai leidžia teigti, kad modelis pakankamai gerai atspindi nenutrūkstamą šio restorano paklausą savaitės eigoje. Vis dėlto, tai rodo, kad modelis yra linkęs prognozes formuoti remdamasis bendresniais paklausos dėsningumais, todėl gali nepakankamai įvertinti staigių paklausos pokyčių tam tikromis dienomis. Mėnesio („month“) dalinė priklausomybė, kaip ir „VLN_1“ atveju, išlieka gana lygi, be aiškios tendencijos, išskyrus mažesnę paklausą sausio mėnesį. Tai rodo, kad ilgesnio laikotarpio sezoniškumas neturi reikšmingos įtakos paklausos prognozei, todėl trumpalaikiai (valandiniai ir savaitiniai) dėsningumai yra svarbesni.



74 pav. „VLN_KLP“ TFT modelio dalinės priklausomybės tarp užsakymų skaičiaus ir kalendorinių požymių

3.8.4. Neuroninis hierarchinės interpoliacijos modelio prognozės interpretacija

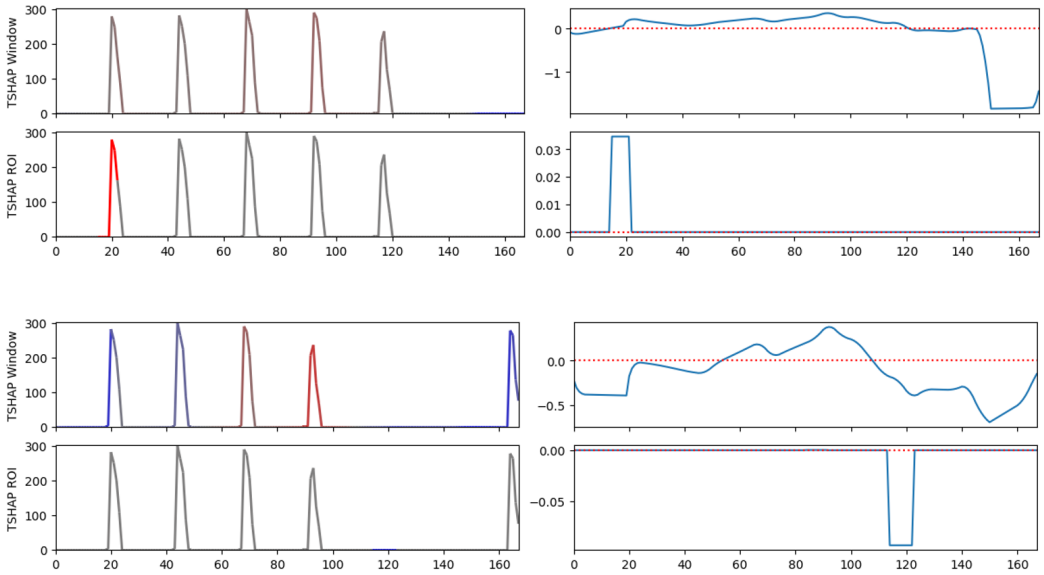
Šiame skyrelyje pateikiama NHITS prognozių interpretacija, pasitelkiant permutacijos svarbos ir TSHAP metodus. Vertinant „VLN_1“ modelio požymių svarbą, matyti, kad didžiausią įtaką prognozės tikslumui turi šventinę dieną nusakantis kintamasis („is_holiday“) bei restorano veikimo režimą apibūdinantis kintamasis („is_working“) (žr. 75 pav.). Tai reiškia, kad sumaišius šių požymių reikšmes modelio RMSE paklaida padidėja labiausiai, todėl jie yra svarbiausi prognozei formuoti. Kaip ir kituose modeliuose, reikšmingą svarbą turi valandos („hour“) kintamasis, o tai rodo, jog NHITS modelis taip pat atsižvelgia į dieninę paklausos dinamiką. Be to, svarbūs išlieka ir su ankstesne paklausa susiję požymiai („revenue_lag_24“), todėl modelis remiasi tiek kalendoriniais, tiek istoriniais paklausos dėsningumais. Išsiskiria mėnesio („month“) kintamasis, pasižymintis neigiama svarba – sumaišius jo reikšmes modelio paklaida net sumažėja. Tai leidžia daryti prielaidą, kad ilgesnio laikotarpio sezoniškumas šiam restoranui nėra reikšmingas, o mėnesio požymis modeliui gali įnešti papildomo triukšmo. Ši tendencija sutampa ir su kitų modelių interpretacijomis, kuriose mėnesio kintamasis taip pat neturėjo reikšmingos įtakos prognozei.



75 pav. „VLN_1“ NHITS modelio požymių svarba

Analizuojant „VLN_1“ restoranui pritaikyto TSHAP metodo rezultatus, matyti, kad skirtingai nei LSTM modelio atveju, čia atribucijos yra aiškiau susietos su konkrečiais paklausos pikais ir pasikartojančiais dieniniais dėsningumais (žr. 76 pav.). Pirmojo testavimo pavyzdžio „TSHAP Window“ grafike (viršuje) matoma silpna teigiama atribucija ties artimiausiomis dienomis prieš prognozę. Vadinasi modelis atsižvelgdamas į šiuos paklausos pikus, prognozę didino. Ryškiausia ir neigiama atribucija matoma ties 160 val. momentu, kai paklausos nebuvo. Remiantis tuo modelis mažino prognozę. „TSHAP ROI“ grafikas atskleidžia, kad modelis sieja artimą prognozės momentui regioną su stipria teigiama įtaka prognozei.

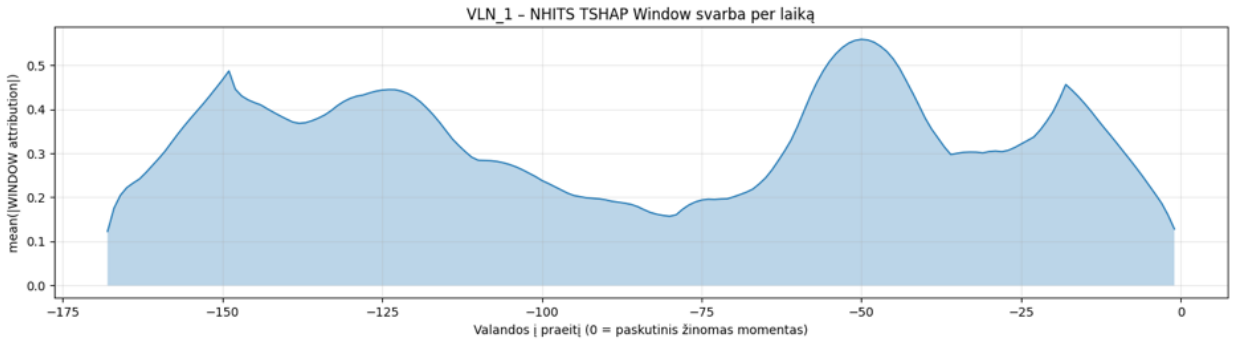
Antrojo testavimo pavyzdžio grafikuose atribucijos yra dar aiškesnės – matyti, kad modelis didžiausią dėmesį skiria būtent ankstesniems dieniniams paklausos pikams. „TSHAP Window“ grafike anksčiausias pikas turi neigiamą įtaką prognozei, o vėlesni – teigiamą. Tai rodo, kad prognozė yra formuojama, remiantis ne tik paskutinėmis valandomis, bet ir savaitine paklausos dinamika. Vis dėlto, pastebimas tam tikras modelio nestabilumas. Pirmame ir antrame pavyzdžiuose esantys artimiausi prognozei pikai yra labai panašūs, tačiau atribucijos yra priešingos. Vienu atveju modelis atsižvelgdamas į šiuos laiko momentus prognozę didina (pirmasis pavyzdys), o kitu atveju – mažina (antrasis pavyzdys). Tai gali reikšti, kad modelis paklausos dėsningumus interpretuoja kontekstualiai, tačiau kartu leidžia daryti prielaidą, jog paklausos struktūra nėra identifikuojama visiškai nuosekliai. Tokia interpretacijų variacija gali būti susijusi ir su didesnėmis prognozavimo paklaidomis.



76 pav. „VLN_1“ NHITS modelio „TSHAP Window“ ir „ROI“ atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams

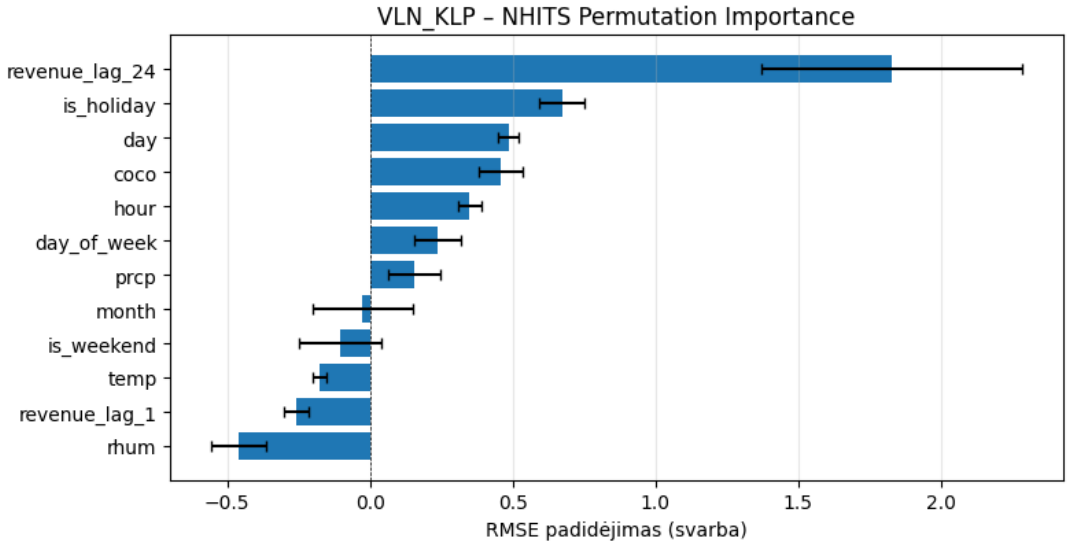
Apibendrintas TSHAP atribucijos grafikas leidžia dar aiškiau įvertinti, kuri istorijos dalis yra svarbiausia modelio prognozėms (žr. 77 pav.). Pirmiausia, ryškiausias matomas skirtumas tarp LSTM modelio yra tai, kad NHITS prognozei didžiausia svarba tenka ne tik artimiausioms valandoms prieš prognozę, bet ir ankstesniems laikotarpiams maždaug prieš 24, 50, 125 ir 150 valandų. Toks atribucijos pasiskirstymas rodo, kad modelis remiasi ankstyva, vidutine ir tolimesne praeitimi formuodamas prognozę bei leidžia daryti prielaidą,

jog tai lėmė didesnį prognozės tikslumą nei LSTM. Tai taip pat atspindi kaip NHITS išnaudoja hierarchinę architektūra, kuri leidžia modeliui vienu metu vertinti skirtingų laiko lygių signalus.



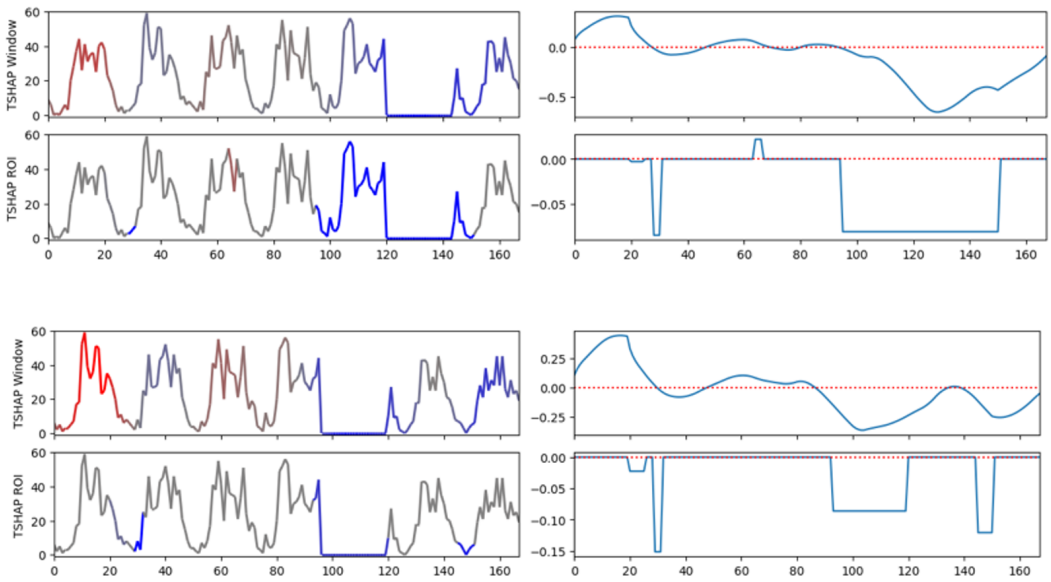
77 pav. „VLN_1“ NHITS modelio vidutinės TSHAP atribucijos pagal laiko poziciją

Vertinant svarbiausius požymius „VLN_KLP“ modeliui, pastebėta, jog didžiausią įtaką prognozės tikslumui turi ankstesnės paros paklausos kintamasis („revenue_lag_24“) (žr. 78 pav.). Tai reiškia, kad modelis prognozes daugiausia grindžia užsakymų dinamika, buvusia prieš 24 valandas. Tokia tendencija sutampa ir su TFT interpretacijomis, kuriose taip pat pastebėta aukšta istorinių paklausos požymių svarba. Tarp kitų svarbių požymių išsiskiria šventinę dieną nusakantis kintamasis („is_holiday“), mėnesio diena („day“) bei oro sąlygas apibūdinantis kintamasis („coco“). Tai rodo, kad modelis, be istorinių užsakymų duomenų, papildomai atsižvelgia ir į trumpalaikius kalendorinius bei aplinkos veiksnius. Kai kurie požymiai pasižymi neigiama svarba – sumaišius jų reikšmes modelio paklaida sumažėja. Labiausiai tai pastebima santykinės oro drėgmės („rhum“) bei ankstesnės valandos paklausos („revenue_lag_1“) kintamųjų atveju. Tikėtina, kad šie požymiai modeliui gali įnešti papildomo triukšmo arba perteklinę informaciją, todėl optimizuojant modelius būtų rekomenduotina šių kintamųjų atsisakyti.



78 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio požymių svarba

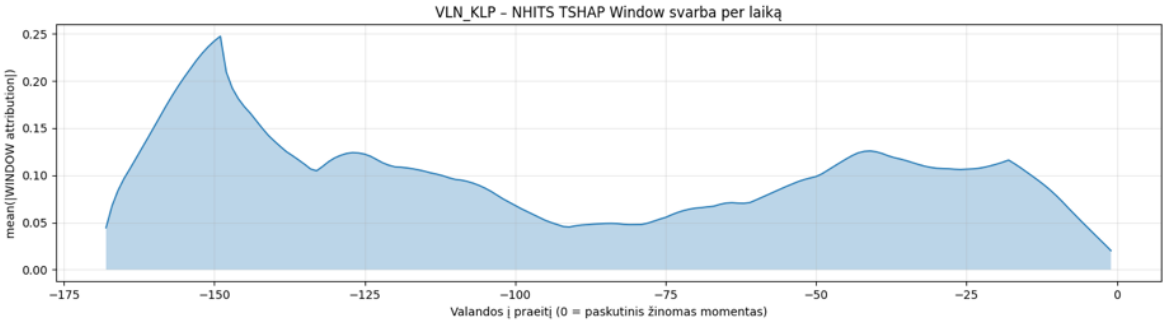
79 pav. pateiktos „VLN_KLP“ NHITS modelio TSHAP atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams. Skirtingai nei „VLN_1“ atveju, čia atribucijos pasiskirsčiusios tolygiau ir apima platesnius laiko intervalus. Tai rodo, kad modelis prognozėje remiasi ne pavieniais paklausos pikais, bet bendresne ankstesnės paklausos dinamika. „TSHAP Window“ grafikuose matyti tiek teigiamos, tiek neigiamos atribucijos skirtinguose istoriniuose regionuose. Ankstyvesni laikotarpiai didina prognozę, o vėlesni – ją mažina. Tai leidžia daryti prielaidą, kad modelis vertina tiek paskutines stebėtas paklausos reikšmes, tiek ankstesnes bei taip vertina bendrą savaitinės paklausos dinamiką. „TSHAP ROI“ grafikuose išskiriami platesni neigiamos atribucijos regionai, ypač maždaug 100–150 valandų intervale prieš prognozę. Tai gali reikšti, kad tam tikri ankstesni laikotarpiai modeliui signalizuoja mažesnės būsimos paklausos scenarijų. Skirtingai nei „VLN_1“, čia mažiau matyti aiškių pasikartojančių izoliuotų pikų, todėl galima teigti, kad „VLN_KLP“ paklausos struktūra yra labiau tęstinė ir mažiau priklausoma nuo konkrečių trumpalaikių šokų. Lyginant su LSTM modelio TSHAP rezultatais, NHITS atribucijos yra nuoseklesnės ir geriau susietos su platesniu istoriniu kontekstu, o tai galėjo prisidėti prie geresnio prognozavimo tikslumo.



79 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio „TSHAP Window“ ir „ROI“ atribucijos dviem testavimo pavyzdžiams

Analizuojant apibendrintą „VLN_KLP“ modelio atribucijos grafiką matyti, kad modelis prognozę formuoja remdamasis keliais aiškiais istoriniais intervalais, tačiau svarbiausias yra beveik prieš savaitę esantis momentas (žr. 80 pav.). Didžiausia svarba tenka maždaug 140–160 valandų intervalui prieš prognozę, tačiau reikšmingos atribucijos išlieka ir artimesniuose laikotarpiuose – apie 120, 40 bei 20 valandų prieš prognozuojamą momentą. Tai rodo, kad modelis vienu metu vertina tiek tolimesnės, tiek artimesnės praeities signalus. Lyginant su LSTM modelio rezultatais (žr. 68 pav.), matyti, kad abu modeliai reikšmingą dėmesį skiria tiek tolimesnei, tiek artimesnei praeičiai. Vis dėlto NHITS grafike atribucijos pasiskirsčiusios tolygiau – po ryškaus piko ties maždaug 150 valandų svarba išlieka gana stabili iki paskutinės paros prieš prognozavimo momentą. Priešingai, LSTM modelyje matomi labiau išreikšti atskiri pikai ir staigesni svarbos svyravimai. Tokia tolygesnė NHITS

atribucijos struktūra leidžia daryti prielaidą, kad modelis stabiliau išnaudoja platesnį istorinį kontekstą ir mažiau remiasi pavieniais trumpalaikiais signalais.

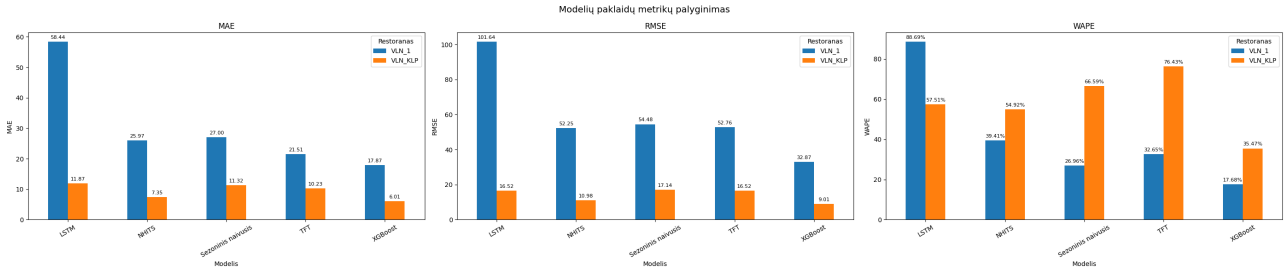


80 pav. „VLN_KLP“ NHITS modelio vidutinės TSHAP atribucijos pagal laiko poziciją

3.9. Tyrimo rezultatų apibendrinimas ir rekomendacijos

Šiame poskyryje apibendrinami taikytų paklausos prognozavimo modelių rezultatai bei lyginamos jų savybės prognozavimo tikslumo ir interpretavimo požiūriu. Analizėje vertinami tiek tradiciniai, tiek mašininio ir giliojo mokymosi modeliai, siekiant nustatyti, kurie metodai geriausiai prisitaiko prie skirtingos restoranų paklausos dinamikos. Taip pat aptariamos pagrindinės modelių prognozių charakteristikos bei IML analizės metu nustatyti dėsningumai.

Tiksliausias prognozes abiem restoranams formavo „XGBoost“ modelis – jo MAE, RMSE ir WAPE reikšmės buvo mažiausios tiek „VLN_1“, tiek „VLN_KLP“ restoranams (žr. 81 pav.). Tai rodo, kad modelis efektyviausiai identifikavo trumpalaikius paklausos dėsningumus, ypač valandinius pokyčius ir pietų laikotarpio paklausos pikus. Be to, „XGBoost“ pasižymėjo ir ženkliai mažesnėmis skaičiavimo sąnaudomis nei giliojo mokymosi modeliai (žr. 18 lentelė), todėl šiame tyrime jis buvo ne tik tiksliausias, bet ir efektyviausias modelis praktinio taikymo požiūriu. Tokie rezultatai skiriasi nuo literatūros apžvalgoje aptarto tyrimo [3], kuriame geriausius rezultatus demonstravo TFT ir NHITS modeliai. Galima daryti prielaidą, kad skirtumus lėmė duomenų specifika bei modelių derinimo galimybės. Be to, šiame darbe nagrinėti duomenys buvo santykinai trumpo laikotarpio, todėl giliojo mokymosi modeliai turėjo mažiau galimybių išmokti sudėtingesnius ryšius duomenyse. Taip pat pažymėtina, kad dėl reikšmingai didesnių skaičiavimo sąnaudų giliojo mokymosi modeliams buvo galima atlikti mažiau hiperparametrų paieškos bandymų nei „XGBoost“ modeliui. Galiausiai, visiems modeliams galėjo kelti keblumų ir paklausos prognozavimas valandiniu lygmeniu, kai laiko eilutė pasižymi staigiais ir dažnais svyravimais per trumpą laikotarpį. Šio tyrimo kontekste tokiomis sąlygomis „XGBoost“ modelis geriau prisitaikė prie lokalių ir trumpalaikių paklausos svyravimų nei sudėtingesnės neuroninių tinklų architektūros.



81 pav. Visų paklausos prognozavimo modelių paklaidų metrikų palyginimas

18 lentelė. Modelių hiperparametrų skaičiavimo trukmė

Modelis	**Restoranas**	**Skaičiavimų trukmė**
„XGBoost“	„VLN_1“	3 min. 31 sek.
„XGBoost“	„VLN_KLP“	34 min.
LSTM	„VLN_1“	1 val. 10 min. 48 sek.
LSTM	„VLN_KLP“	3 val. 34 min. 53 sek.
TFT	„VLN_1“	3 val. 28 min. 12 sek.
TFT	„VLN_KLP“	4 val. 58 min. 9 sek.
NHITS	„VLN_1“	1 val. 14 min. 37 sek.
NHITS	„VLN_KLP“	2 val. 8 min. 51 sek.

Analizuojant prognozes pastebėta, kad dauguma modelių sunkiausiai prognozavo momentus, kai paklausa staigiai pereina iš labai mažų reikšmių į didelius pietų laikotarpio pikus. Giliojo mokymosi modeliai dažniau buvo linkę prognozuoti vidutinišką paklausos lygį, todėl ryškūs pikai būdavo nuvertinami. Tai ypač matoma „VLN_1“ restorano atveju, kur trumpais intervalais paklausa labai sparčiai keičiasi. „XGBoost“ modelis, nors ir buvo tiksliausias, prognozių reikšmes taip pat buvo linkęs nuglodinti. Be to, testavimo laikotarpis apėmė metų pabaigą, kai paklausa tampa mažiau stabili dėl šventinio laikotarpio, pasikeitusių vartotojų įpročių ir darbo režimo pokyčių. Kadangi duomenyse nebuvo bent kelių metų istorijos, modeliai negalėjo pilnai išmokti šiam laikotarpiui būdingų dėsningumų.

Kalbant apie giliojo mokymosi modelius, tiksliausi buvo NHITS („VLN_KLP“ restoranui) ir TFT („VLN_1“ restoranui). LSTM modelis pasirodė prasčiausiai – nepralenkė sezoninio naiviojo metodo rezultato nei viename restorane. „VLN_1“ atveju jo tikslumas buvo ženkliai prastesnis, o „VLN_KLP“ restorane – panašus, tačiau vis tiek šiek tiek blogesnis. Viena iš galimų priežasčių – LSTM architektūros jautrumas duomenų kiekiui ir sekų stabilumui. Be to, „VLN_1“ restoranui būdinga fragmentuota laiko eilutė, restoranas dirba tik darbo dienomis ir ne visas valandas per parą, tad laiko eilutė pasižymi labai ryškiais paklausos svyravimais. Tikėtina, jog tokia duomenų struktūra apsunkino modelio gebėjimą tiksliai atpažinti dėsningumus. Visų modelių paklaidų metrikos yra nurodytos lentelėje (žr. 19 lentelė).

19 lentelė. Visų paklausos prognozavimo modelių paklaidų metrikos abiem restoranams

Modelis	Restoranas	MAE	RMSE	WAPE
Sezoninis naivusis	„VLN_1“	27,005	54,477	26,964
Sezoninis naivusis	„VLN_KLP“	11,324	17,139	66,589
„XGBoost“	„VLN_1“	17,873	32,865	17,683
„XGBoost“	„VLN_KLP“	6,011	9,009	35,469
LSTM	„VLN_1“	58,439	101,635	88,69
LSTM	„VLN_KLP“	11,868	16,515	57,51
TFT	„VLN_1“	21,512	52,761	32,65
TFT	„VLN_KLP“	10,229	16,515	76,43
NHITS	„VLN_1“	25,968	52,248	39,41
NHITS	„VLN_KLP“	7,35	10,979	54,92

Vis dėlto giliojo mokymosi modeliai išlieka vertingi, nors ir nepasižymėjo aukščiausiu prognozės tikslumu. TFT ir NHITS modeliai gebėjo identifikuoti sudėtingesnius laiko dėsningumus bei suteikė papildomų interpretavimo galimybių. Šie modeliai leido analizuoti tai, kokie laikotarpiai bei požymiai turėjo didžiausią įtaką sprendimų formavimui. Todėl giliojo mokymosi modeliai gali būti naudingi tais atvejais, kai svarbus ne tik tikslumas, bet ir gilesnė modelio rezultato interpretacija. Kaip patvirtina tyrėjai [3], verslo kontekste vis svarbesnis tampa modelių paaiškinamumas ir pasitikėjimas jų priimamais sprendimais. Praktikoje organizacijoms dažnai nepakanka tikslios prognozės – svarbu suprasti, kokiais dėsningumais modelis remiasi, ar jo sprendimai yra logiški ir ar jais galima pasitikėti priimant realius verslo sprendimus. Tikėtina, kad naudojant didesnės apimties duomenis šių modelių pranašumas atsiskleistų ne tik interpretavimo, bet ir prognozavimo tikslumo požiūriu.

IML analizė atskleidė, kad skirtingi modeliai prognozes formavo remdamiesi nevienodais paklausos dėsningumais, o tai padėjo geriau suprasti tiek pačių modelių veikimą, tiek restoranų paklausos struktūrą. Pirmiausia, beveik visuose tiksliausiuose modeliuose dominavo su laiku susiję požymiai – paros valanda, savaitiniai vėlavimai bei darbo laiką nusakantys kintamieji. Tai rodo, kad restoranų paklausa yra labiausiai grindžiama pasikartojančiais vartotojų įpročiais ir aiškiais dieniniais bei savaitiniais ciklais. Ypač „VLN_1“ restorane svarbiausias signalas buvo pietų laikotarpis, o „VLN_KLP“ – ankstesnės savaitės ar ankstesnės paros paklausa. Verslo požiūriu tai reiškia, kad didelė dalis paklausos yra prognozuotina ir pasikartojanti, todėl personalo planavimas, atsargų valdymas ar darbo organizavimas gali būti grindžiami istoriniais ciklais.

Modelių rezultatų interpretavimas taip pat padėjo paaiškinti, kodėl kai kurie modeliai veikė prasčiau. LSTM interpretacijos atskleidė, kad modelis dažnai pernelyg rėmėsi bendrais kalendoriniais požymiais, tačiau nepakankamai išnaudojo valandinę paklausos dinamiką, kuri restoranų kontekste yra itin svarbi. Be to, TSHAP analizė parodė, kad „VLN_1“ LSTM modelis daugiausia dėmesio skyrė tik paskutinėms 1–2 paroms ir beveik neišnaudojo ilgesnio istorinio konteksto. Tai leidžia daryti prielaidą, kad modelis nesugebėjo pilnai identifikuoti savaitinio sezoniškumo, o tai galėjo būti viena pagrindinių prastesnio

prognozavimo tikslumo priežasčių. NHITS paaiškinamumo analizė atskleidė kiek kitokią tendenciją – modelis vienu metu rėmėsi tiek artimiausia, tiek vidutinio ir tolimesnio laikotarpio praeitimi. TSHAP metodas atskleidė, kad prognozei reikšmingi buvo ne tik paskutiniai stebėti laikotarpiai, bet ir momentai prieš 24, 50 ar net 150 valandų. Tai atspindi hierarchinę NHITS architektūrą, leidžiančią modeliui vienu metu vertinti kelių laiko lygių signalus. Tokia struktūra tikėtina prisidėjo prie stabilesnių ir tikslesnių nei LSTM modelio prognozių.

Taip pat pastebėta, kad daugelyje modelių oro sąlygų požymiai turėjo nedidelę įtaką prognozėms. Net tais atvejais, kai oro kintamieji buvo priskiriami prie svarbesnių požymių, jų panaudojimas negerino prognozės tikslumo. Tai leidžia daryti prielaidą, kad nagrinėjamų restoranų paklausa labiau priklauso nuo nusistovėjusių klientų įpročių ar rutinų nei nuo trumpalaikių išorinių veiksnių. Pavyzdžiui, „VLN_1“ restoranas, primenantis verslo pietų maitinimo įstaigą, greičiausiai pasižymi pastoviais klientų srautais, kurie nepaisant oro sąlygų reguliariai darbo dienomis jame lankose pietų pertraukos metu. Tokia išvada verslo kontekste yra reikšminga, nes rodo, kad sudėtingų išorinių duomenų integravimas ne visuomet sukuria papildomą vertę prognozavimo modeliams, o tikėtina labiau apsunkina jų veikimą.

Dar viena svarbi įžvalga – modeliai sunkiausiai prognozavo staigius paklausos šuolius, ypač pietų laikotarpio pikus. Giliojo mokymosi modeliai dažniau buvo linkę nuglodinti prognozes – prognozuoti vidutinišką paklausos lygį. IML metodai leido aiškiai identifikuoti šią tendenciją ir parodyti, kad modeliai ne visuomet pakankamai tiksliai interpretuoja trumpalaikius paklausos pokyčius. Tokios įžvalgos yra svarbios praktikoje, nes leidžia geriau suprasti, kokiose situacijose prognozėmis galima pasitikėti labiau, o kada reikalingas papildomas atsargumas priimant operacinius sprendimus.

Apibendrinant galima teigti, kad paklausos prognozavimo tikslumas priklauso ne tik nuo pasirinkto modelio, bet ir nuo pačių duomenų struktūros, jų apimties bei paklausos stabilumo. Tyrimo rezultatai parodė, kad valandinio lygmens restoranų paklausos prognozavimas yra sudėtingas uždavinys dėl ryškių trumpalaikių svyravimų, netolygaus maitinimo įstaigų veikimo režimo bei staigių paklausos pikų. Vis dėlto IML metodų taikymas leido giliau įvertinti ir interpretuoti modelių prognozes, siekiant geriau suprasti jų sprendimų formavimo logiką bei identifikuoti pagrindinius paklausos dėsningumus.

Tolimesniuose tyrimuose būtų tikslinga vertinti ilgesnio laikotarpio duomenis, apimančius bent kelis metus, kad modeliai galėtų geriau identifikuoti sezoninius ir šventinių laikotarpių efektus. Taip pat perspektyvu analizuoti papildomų išorinių duomenų šaltinių, skirtingų prognozavimo horizontų ar hibridinių modelių taikymą restoranų paklausai prognozuoti. Didelį potencialą turi ir interpretuojamojo mašininio mokymosi metodų plėtra, leidžianti dar labiau stiprinti pasitikėjimą „juodosios dėžės“ tipo modelių priimamais sprendimais verslo aplinkoje.

Išvados

1. Literatūros analizė parodė, kad restoranų paklausos prognozavimas yra sudėtingas uždavinys dėl ryškių paklausos svyravimų laike, ribotų ir neišsaugomų veiklos pajėgumų bei išorinių veiksnių poveikio. Nustatyta, kad mašininio ir giliojo mokymosi metodai geba identifikuoti sudėtingus laiko dėsningumus ir dažnai pasižymi aukštu prognozavimo tikslumu, tačiau jų sprendimų priėmimo logika dažnai yra sunkiai interpretuojama. Todėl interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai tampa svarbia pažangių prognozavimo sistemų dalimi, nes leidžia paaiškinti modelių sprendimus ir didina pasitikėjimą prognozėmis verslo aplinkoje.
2. Atlikus dviejų restoranų valandinės paklausos duomenų analizę nustatyta, kad restoranai pasižymi skirtinga paklausos struktūra. „VLN_1“ restoranui būdingi ryškūs pietų laikotarpio paklausos pikai ir aiškus darbo režimas 11-15 val. darbo dienomis, o „VLN_KLP“ restorano paklausa yra tolygesnė ir pasiskirsčiusi 24 valandų intervale. Abiejų restoranų duomenyse nustatyti aiškūs valandiniai ir savaitiniai paklausos dėsningumai, kurie tapo svarbiausiais požymiais prognozavimo modeliams sudaryti.
3. Sudarius ir įvertinus sezoninio naiviojo, „XGBoost“, LSTM, TFT ir NHITS modelius nustatyta, kad tiksliausias ir mažiausių skaičiavimo sąnaudų reikalaujantis modelis buvo „XGBoost“. „VLN_1“ restorano atveju XGBoost sumažino MAE nuo 27,005 iki 17,873, o „VLN_KLP“ restorane – nuo 11,324 iki 6,011, lyginant su sezoniniu naiviuoju modeliu. LSTM modelis abiem atvejais demonstravo prasčiausius rezultatus ir nepranoko sezoninio naiviojo metodo. Gauti rezultatai rodo, kad esant ribotam istorinių duomenų kiekiui ir sudėtingai valandinei paklausos struktūrai, medžių ansamblių metodai gali būti efektyvesni už sudėtingesnes giliojo mokymosi architektūras tikslumo ir laiko sąnaudų atžvilgiu.
4. Interpretuojamojo mašininio mokymosi metodai parodė, kad restoranų paklausą labiausiai paaiškino laiko požymiai – paros valanda, ankstesnės savaitės paklausa („lag_168“), savaitės diena bei darbo režimą nusakantys kintamieji. „VLN_1“ restorano prognozėse dominavo valandos ir darbo dienų dėsningumai, o „VLN_KLP“ restorane didžiausią reikšmę turėjo savaitinės paklausos vėlavimas. Oro sąlygų požymių įtaka daugumoje modelių buvo nedidelė. TSHAP analizė atskleidė, kad LSTM modeliai daugiausia rėmėsi artimiausių 1–2 parų informacija, o tikslesni NHITS ir TFT modeliai išnaudojo tolimesnius savaitinio sezoniškumo intervalus. Tai leidžia rekomenduoti restoranų vadovams veiklos planavimą pirmiausia grįsti istoriniais valandiniais ir savaitiniais paklausos ciklais, o sudėtingų išorinių duomenų integravimą vertinti atsargiai, nes jų kuriama papildoma prognozavimo vertė gali būti ribota. Toks planavimas taip pat gali padėti efektyviau paskirstyti išteklius bei mažinti maisto švaistymą.

Literatūros sąrašas

1. BUJALANCE-LÓPEZ, L.; GONZÁLEZ-SERRANO, L.; LECHUGA SANCHO, M. P. ir TALON-BALLESTERO, P. *Restaurant Revenue Management: A Systematic Literature Review and Future Challenges.* Emerald, 2025.
2. SONG, H. J.; YEON, J. ir LEE, S. Impact of the COVID-19 pandemic: Evidence from the US restaurant industry*. International Journal of Hospitality Management*, t. 92 (2021), p. 102702.
3. CHAE, B. K.; SHEU, C. ir PARK, E. O. The value of data, machine learning, and deep learning in restaurant demand forecasting: Insights and lessons learned from a large restaurant chain*. Decision Support Systems*, t. 184 (2024), p. 114291. Prieiga per internetą: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923624001246.
4. BHATI, D.; AMIRUZZAMAN, M.; ZHAO, Y.; GUERCIO, A. ir LE, T. A survey of post-hoc xai methods from a visualization perspective: Challenges and opportunities*. IEEE Access* (2025).
5. CHOI, J.; ZHANG, Y. ir NADZRI, N. I. B. M. A review of forecasting studies for the restaurant industry: Focusing on results, contributions and limitations*. Global Business & Finance Review (GBFR)*, t. 27 (2022), nr. 2, p. 61–77.
6. ROY, D.; SPILIOTOPOULOU, E. ir JELLE, d. V. Restaurant analytics: Emerging practice and research opportunities*. Production and Operations Management*, t. 31 (2022), nr. 10, p. 3687–3709. Prieiga per internetą: https://doi.org/10.1111/poms.13809.
7. JARGON, J. How restaurants are using big data as a competitive tool*. The Wall Street Journal* (2018).
8. BECKER, G. S. A Theory of the Allocation of Time*. The economic journal*, t. 75 (1965), nr. 299, p. 493–517.
9. STEWART, H.; BLISARD, N.; BHUYAN, S. ir NAYGA JR, R. M. The demand for food away from home: full-service or fast food? (2004).
10. MCCRACKEN, V. A. ir BRANDT, J. A. Household consumption of food-away-from-home: total expenditure and by type of food facility*. American Journal of Agricultural Economics*, t. 69 (1987), nr. 2, p. 274–284.
11. BYRNE, P. J.; CAPPS JR, O. ir SAHA, A. Analysis of quick-serve, mid-scale, and up-scale food away from home expenditures*. The International Food and Agribusiness Management Review*, t. 1 (1998), nr. 1, p. 51–72.
12. LEE, K. ir HA, I. “. Exploring the impacts of key economic indicators and economic recessions in the restaurant industry*. Journal of Hospitality Marketing & Management*, t. 21 (2012), nr. 3, p. 330–343.
13. YANG, Y.; LIU, H. ir CHEN, X. COVID-19 and restaurant demand: early effects of the pandemic and stay-at-home orders*. International Journal of Contemporary Hospitality Management*, t. 32 (2020), nr. 12, p. 3809–3834.
14. ZHAO, M. A. ir JAYADI, R. Forecasting Daily Visitors and Menu Demands in an Indonesian Chain Restaurant using Support Vector Regression Machine. *Iš: 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Mechatronics Systems (AIMS)*, pp. 1–6.IEEE, 2021.

15. RAZ, O. ir ERT, E. "Size Counts": The Effect of Queue Length on Choice between Similar Restaurants. *Advances in Consumer Research*, t. 35 (2008).
16. GIEBELHAUSEN, M. D.; ROBINSON, S. G. ir CRONIN JR, J. J. Worth waiting for: increasing satisfaction by making consumers wait. *Journal of the Academy of Marketing Science*, t. 39 (2011), nr. 6, p. 889–905.
17. KREMER, M. ir DEBO, L. Inferring quality from wait time. *Management Science*, t. 62 (2016), nr. 10, p. 3023–3038.
18. DAYAN, E. ir BAR-HILLEL, M. Nudge to nobesity II: Menu positions influence food orders. *Judgment and Decision making*, t. 6 (2011), nr. 4, p. 333–342.
19. MARSHALL, A. ir GUILLEBAUD, C. W. *Principles of economics.* Springer, 1961.
20. PARK, K. ir KHAN, M. A. An exploratory study to identify the site selection factors for US franchise restaurants. *Journal of Foodservice Business Research*, t. 8 (2006), nr. 1, p. 97–114.
21. LOVE, C. L. Forecasting Accurate Customer Counts in the Quick Service Restaurant Industry (2021).
22. LASEK, A.; CERCONE, N. ir SAUNDERS, J. Chapter 17 - Smart restaurants: survey on customer demand and sales forecasting. *Iš: Smart Cities and Homes*, p. 361–386. Boston: Morgan Kaufmann, 2016. Prieiga per internetą: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128034545000171.
23. CHENAVAZ, R. Y. ir DIMITROV, S. *Artificial Intelligence and Dynamic Pricing: A Systematic Literature Review.* Informa UK Limited, -02-12, 2025.
24. ARYA, K.; KUMAR, T. ir JAIN, M. K. Big data analytics of global E-commerce organisations: A study survey and analysis. *Int.J.Sci.Eng.Res*, t. 7 (2016), nr. 12, p. 82–84.
25. CRANAGE, D. A. ir ANDREW, W. P. A comparison of time series and econometric models for forecasting restaurant sales. *International Journal of Hospitality Management*, t. 11 (1992), nr. 2, p. 129–142.
26. O'CONNOR, J. ir WILSON, N. E. Reduced demand uncertainty and the sustainability of collusion: How AI could affect competition. *Information Economics and Policy*, t. 54 (2021), p. 100882.
27. MIKLÓS-THAL, J. ir TUCKER, C. Collusion by algorithm: Does better demand prediction facilitate coordination between sellers?. *Management Science*, t. 65 (2019), nr. 4, p. 1552–1561.
28. BROCKWELL, P. J. ir DAVIS, R. A. *Time series: theory and methods.* Springer science & business media, 2009.
29. HYNDMAN, R. J. ir ATHANASOPOULOS, G. *Forecasting: principles and practice.* OTexts, 2018.
30. DICKEY, D. A. ir FULLER, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica: journal of the Econometric Society* (1981), p. 1057–1072.
31. KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C.; SCHMIDT, P. ir SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?. *Journal of Econometrics*, t. 54 (1992), nr. 1-3, p. 159–178.

32. WULU, J. T.; SINGH, K. P.; FAMOYE, F. ir MCGWIN, G. Regression analysis of count data*. Journal of the Indian Society of Agricultural Statistics*, t. 55 (2002), nr. 2, p. 220–231.
33. ZEBARI, R.; ABDULAZEEZ, A.; ZEEBAREE, D.; ZEBARI, D. ir SAEED, J. A comprehensive review of dimensionality reduction techniques for feature selection and feature extraction*. Journal of Applied Science and Technology Trends*, t. 1 (2020), nr. 1, p. 56–70.
34. YALAVARTHI, V. K.; MADHUSUDHANAN, K.; SCHOLZ, R.; AHMED, N.; BURCHERT, J. ir kt. Grafiti: Graphs for Forecasting Irregularly Sampled Time Series. *Iš: Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pp. 16255–16263.2024.
35. KIGO, S. N.; OMONDI, E. O. ir OMOLO, B. O. Assessing predictive performance of supervised machine learning algorithms for a diamond pricing model*. Scientific Reports*, t. 13 (2023), nr. 1, p. 17315.
36. ALON, I.; QI, M. ir SADOWSKI, R. J. Forecasting aggregate retail sales:: a comparison of artificial neural networks and traditional methods*. Journal of retailing and consumer services*, t. 8 (2001), nr. 3, p. 147–156.
37. TANIZAKI, T.; SHIMMURA, T. ir KATAOKA, T. Forecasting the number of customers visiting restaurants in COVID-19*. Procedia CIRP*, t. 126 (2024), p. 20–25. Prieiga per internetą: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212827124008230.
38. BATES, J. M. ir GRANGER, C. W. The combination of forecasts*. Journal of the operational research society*, t. 20 (1969), nr. 4, p. 451–468.
39. KONG, X.; CHEN, Z.; LIU, W.; NING, K.; ZHANG, L. ir kt. Deep learning for time series forecasting: a survey*. International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, t. 16 (2025), nr. 7, p. 5079–5112.
40. SALINAS, D.; FLUNKERT, V.; GASTHAUS, J. ir JANUSCHOWSKI, T. DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks*. International Journal of Forecasting*, t. 36 (2020), nr. 3, p. 1181–1191.
41. CHALLU, C.; OLIVARES, K. G.; ORESHKIN, B. N.; RAMIREZ, F. G.; CANSECO, M. M. ir kt. Nhits: Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting*. Iš: Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*, pp. 6989–6997.2023.
42. BAI, S.; KOLTER, J. Z. ir KOLTUN, V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling*. arXiv preprint arXiv:1803.01271* (2018).
43. DENG, S.; ZHANG, N.; ZHANG, W.; CHEN, J.; PAN, J. Z. ir kt. Knowledge-Driven Stock Trend Prediction and Explanation Via Temporal Convolutional Network. *Iš: Companion proceedings of the 2019 world wide web conference*, pp. 678–685.2019..
44. LIM, B.; ARIK, S. Ö; LOEFF, N. ir PFISTER, T. Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting*. International Journal of Forecasting*, t. 37 (2021), nr. 4, p. 1748–1764.
45. BENIDIS, K.; RANGAPURAM, S. S.; FLUNKERT, V.; WANG, Y.; MADDIX, D. ir kt. Deep learning for time series forecasting: Tutorial and literature survey*. ACM Computing Surveys*, t. 55 (2022), nr. 6, p. 1–36.
46. SHARBATI, A.; NOOROLLAHI, Y.; HAJINEZHAD, A. ir YOUSEFI, H. Decoding the energy paradox: An interpretable XGBoost-SHAP framework for forecasting decoupled

demand futures. *Results in Engineering*, t. 29 (2026), p. 109741. Prieiga per internetą: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590123026007802.

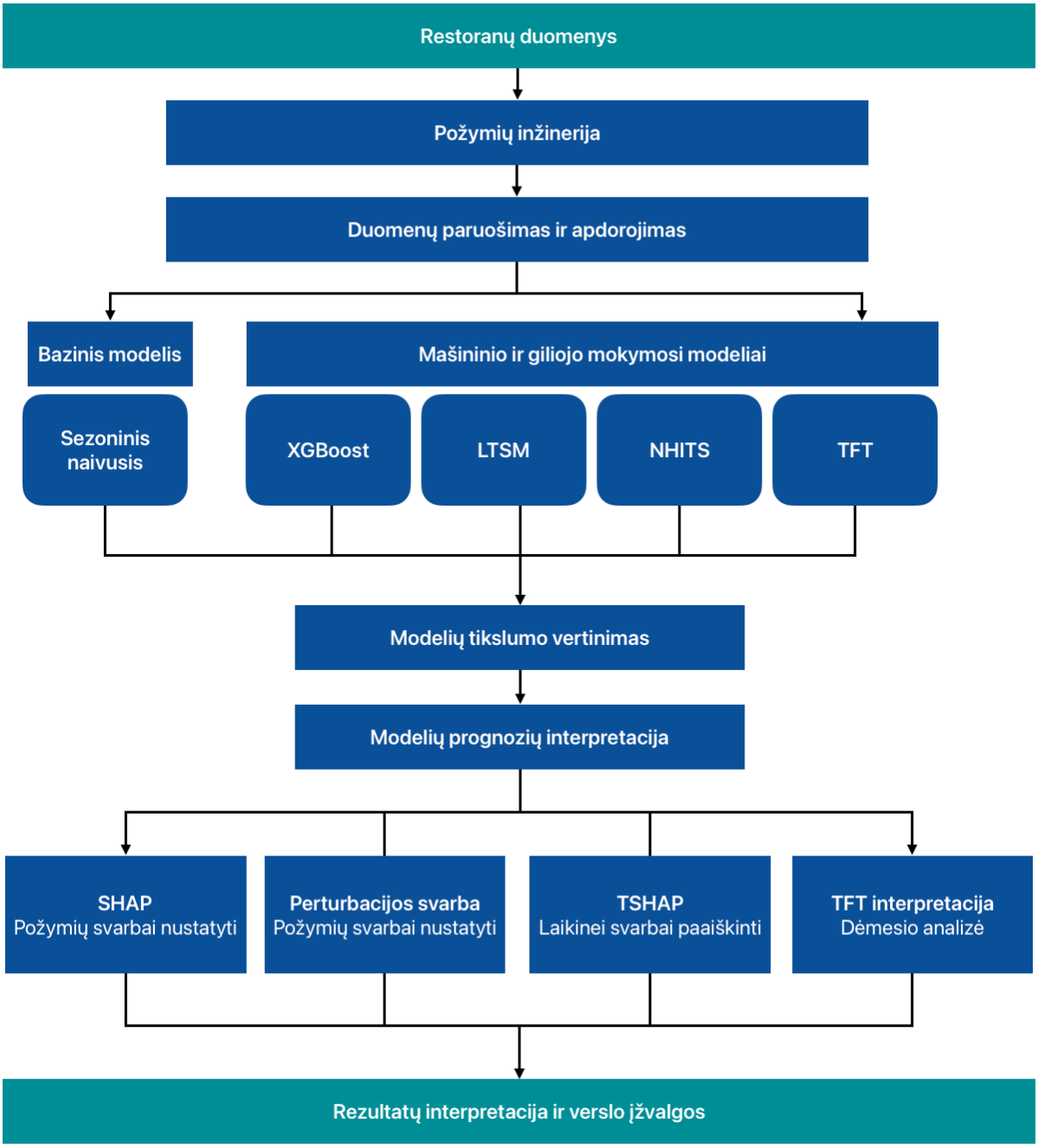
47. VAN LENT, M.; FISHER, W. ir MANCUSO, M. An Explainable Artificial Intelligence System for Small-Unit Tactical Behavior. *Iš: Proceedings of the national conference on artificial intelligence*, pp. 900–907.Menlo Park, CA; Cambridge, MA; London; AAAI Press; MIT Press; 1999, 2004.
48. MCCARTHY, J. *Programs with common sense.* RLE and MIT computation center Cambridge, MA, USA, 1960.
49. SCHWALBE, G. ir FINZEL, B. A comprehensive taxonomy for explainable artificial intelligence: a systematic survey of surveys on methods and concepts. *arXiv preprint arXiv:2105.07190* (2021).
50. GOODMAN, B. ir FLAXMAN, S. European Union regulations on algorithmic decision-making and a "right to explanation". *AI magazine*, t. 38 (2017), nr. 3, p. 50–57.
51. GUNNING, D. ir AHA, D. DARPA's explainable artificial intelligence (XAI) program. *AI magazine*, t. 40 (2019), nr. 2, p. 44–58.
52. MUELLER, S. T.; VEINOTT, E. S.; HOFFMAN, R. R.; KLEIN, G.; ALAM, L. ir kt. Principles of explanation in human-AI systems. *arXiv preprint arXiv:2102.04972* (2021).
53. ARSENAULT, P.; WANG, S. ir PATENAUDE, J. A survey of explainable artificial intelligence (XAI) in financial time series forecasting. *ACM Computing Surveys*, t. 57 (2025), nr. 10, p. 1–37.
54. ISLAM, S. R.; EBERLE, W.; GHAFOOR, S. K. ir AHMED, M. Explainable artificial intelligence approaches: A survey. *arXiv preprint arXiv:2101.09429* (2021).
55. RAMOS, D.; FARIA, P. ir VALE, Z. Linking short-term electricity demand forecasting and explainable AI: A review for building energy applications. *Applied Energy*, t. 412 (2026), p. 127658.
56. RAYKAR, V. C.; JATI, A.; MUKHERJEE, S.; AGGARWAL, N.; SARPATWAR, K. ir kt. TsSHAP: Robust model agnostic feature-based explainability for time series forecasting. *arXiv preprint arXiv:2303.12316* (2023).
57. ZHANG, Y.; SUN, Q.; QI, D.; LIU, J.; MA, R. ir kt. Shaptime: A General Xai Approach for Explainable Time Series Forecasting. *Iš: Proceedings of SAI Intelligent Systems Conference*, pp. 659–673.Springer, 2023.
58. NGUYEN, T. L. ir IFRIM, G. TSHAP: Fast and Exact SHAP for Explaining Time Series Classification and Regression. *Iš: Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, pp. 60–77.Springer, 2025.
59. GHOSH, I.; ALFARO-CORTÉS, E.; GÁMEZ, M. ir GARCÍA-RUBIO, N. COVID-19 media chatter and macroeconomic reflectors on Black swan: a Spanish and Indian stock markets comparison. *Risks*, t. 11 (2023), nr. 5, p. 94.
60. ROBNIK-ŠIKONJA, M. ir BOHANEC, M. Perturbation-based explanations of prediction models. *Iš: Human and Machine Learning: Visible, Explainable, Trustworthy and Transparent*, p. 159–175. Springer, 2018.
61. ZHOU, J.; GANDOMI, A. H.; CHEN, F. ir HOLZINGER, A. Evaluating the quality of machine learning explanations: A survey on methods and metrics. *Electronics*, t. 10 (2021), nr. 5, p. 593.

62. OZYEGEN, O.; ILIC, I. ir CEVIK, M. Evaluation of interpretability methods for multivariate time series forecasting*. Applied Intelligence*, t. 52 (2022), nr. 5, p. 4727–4743.
63. CHEN, T. ir GUESTRIN, C. Xgboost: A Scalable Tree Boosting System. *Iš: Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, pp. 785–794.2016.
64. HOCHREITER, S. ir SCHMIDHUBER, J. Long short-term memory*. Neural computation*, t. 9 (1997), nr. 8, p. 1735–1780.
65. GERS, F. A.; SCHMIDHUBER, J. ir CUMMINS, F. Learning to forget: Continual prediction with LSTM*. Neural computation*, t. 12 (2000), nr. 10, p. 2451–2471.
66. 66. Beitner Jan. *PyTorch Forecasting.* [2020. Prieiga per internetą: https://pytorch-forecasting.readthedocs.io/en/v1.4.0/index.html [žiūrėta kovo 29 d., 2026].
67. WAHYUDDIN, E. P.; CARAKA, R. E.; KURNIAWAN, R.; CAESARENDRA, W.; GIO, P. U. ir kt. Improved LSTM hyperparameters alongside sentiment walk-forward validation for time series prediction*. Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, t. 11 (2025), nr. 1, p. 100458. Prieiga per internetą: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S219985312400252X.
68. Jan Beitner. *Demand Forecasting with the Temporal Fusion Transformer.* [2020. Prieiga per internetą: https://pytorch-forecasting.readthedocs.io/en/v1.4.0/tutorials/stallion.html [žiūrėta balandžio 25 d., 2026].
69. NIXTLA. *NHITS.* Prieiga per internetą: https://nixtlaverse.nixtla.io/neuralforecast/models.nhits.html [žiūrėta balandžio 26 d., 2026].
70. scikit-learn developers. *TimeSeriesSplit.* Prieiga per internetą: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.TimeSeriesSplit.html [žiūrėta kovo 27 d., 2026].
71. XGBoost Documentation. *Python API Reference.* Prieiga per internetą: https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/python/python_api.html [žiūrėta kovo 27 d., 2026].
72. KOLASSA, S. ir SCHÜTZ, W. Advantages of the MAD/MEAN ratio over the MAPE*. Foresight: The International Journal of Applied Forecasting* (2007), nr. 6, p. 40–43.
73. HYNDMAN, R. J. ir KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy*. International Journal of Forecasting*, t. 22 (2006), nr. 4, p. 679–688. Prieiga per internetą: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207006000239.
74. LUNDBERG, S. M. ir LEE, S. A unified approach to interpreting model predictions*. Advances in neural information processing systems*, t. 30 (2017).
75. Thach Le Nguyen ir Georgiana Ifrim. *Tshap.* [2025. Prieiga per internetą: https://github.com/mlgig/tshap [žiūrėta balandžio 27 d., 2026].
76. BREIMAN, L. Random forests*. Machine Learning*, t. 45 (2001), nr. 1, p. 5–32.
77. Meteostat. *Vilnius Weather Station.* [2026. Prieiga per internetą: https://meteostat.net/en/station/26730?t=2025-01-01/2026-01-31 [žiūrėta gegužės 4 d., 2026].

Priedai

1 priedas

Tyrimo dizainas



2 priedas

Užsakymo lygmens laukai

Lauko pavadinimas	Galimos reikšmės (kategorinio kintamojo atveju)	Paaiškinimas
OrderId		Užsakymo identifikatorius
VenueId		Restorano/maitinimo įstaigos vietos identifikatorius
OrganizationId		Organizacijos identifikatorius
LocalStartDate		Užsakymo sukūrimo data ir laikas (lokali restorano laiko juosta, +2 val. lyginant su OrderCreatedTime)
OrderCreatedTime		Užsakymo sukūrimo data ir laikas (sistemos laiko juosta)
FirstClickTime		Pirmo paspaudimo laikas, kai užsakymas daromas per planšetę
Channel	Delivery, SelfService, Web	Užsakymo kanalas (pristatymo kanalai, savitarna, tinklalapis)
TableId		Staliukas arba planšetė, prie kurios buvo atliktas užsakymas
OrderOrigin	Bolt, External, Qr, SelfService, Web, Wolt	Užsakymo kilmė („Bolt“, „Wolt“, QR kodas, savitarna, tinklalapis)
OrderType	Delivery, Table, TakeAway	Užsakymo tipas (pristatymas, vietoje, išsinešimas)
PaymentType	Card, Cashier, ClientCode, WebCard, WebTransfer	Apmokėjimo tipas (kortele, grynaisiais, kliento kodu, skaitmenine kortele, internetiniu pavedimu)
CustomerIdentifier		Kliento identifikatorius (lojalumo programos kodas)
CustomerCompanyCode		Kliento įmonės kodas (įmonės, kurios priklauso lojalumo programai)
PromoCode		Nuolaidos kodas
PromoCodeId		Nuolaidos kodo identifikatorius
PromoCodeDescription		Nuolaidos kodo aprašymas
OrderBasePrice		Bazinė užsakymo kaina prieš nuolaidas, įskaičiavus aptarnavimo mokestį
ServiceFeeAmount		Aptarnavimo mokesčio suma
OrderPaidAmount		Kliento sumokėta suma
OrderPromoCodeDiscount		Nuolaidos kodo suteikta nuolaida, %
OrderTakeAwayDiscountAmount		Nuolaida, užsakant maistą išsinešti
OrderDiscountAmount		Papildoma užsakymui pritaikyta nuolaida
OrderTotalDiscountAmount		Bendra užsakymui pritaikyta nuolaida
Products		Informacija apie užsakytus patiekalus. Laukas išsiskleidžia į papildomus konkretesnius laukus.

3 priedas

Produkto lygmens laukai

Lauko pavadinimas	Galimos reikšmės (kategorinio kintamojo atveju)	Paaiškinimas
CategoryTitle		Kategorijos pavadinimas (pvz.: karštieji patiekalai, sriubos, gėrimai)
CategoryType	Food, Drink	Kategorijos tipas (maistas arba gėrimas)
Count		Pasirinkimų skaičius
DiscountAmount		Nuolaidos dydis
DserveProductId		Produkto identifikatorius „DSERVE“ sistemoje
Index		Produkto indeksas užsakyme
IsNotDiscountable		Požymis, kuris parodo, kad produktui negalima taikyti nuolaidos
OptionSetId		Modifikacijų rinkinio identifikatorius. Užpildytas tik modifikacijoms
OptionSetTitle		Modifikacijų rinkinio pavadinimas
OrderProductId		Produkto identifikatorius konkrečiame užsakyme
ParentOrderProductId		Tėvinės užsakymo eilutės identifikatorius. Nurodo, prie kurio produkto buvo priskirta modifikacija (jei buvo).
ProductBasePrice		Bazinė produkto kaina prieš nuolaidas
ProductCount		Produkto vienetų skaičius užsakyme
ProductSales		Galutinė parduoto produkto suma prieš nuolaidas ir įvertinus kiekį užsakyme
ProductTitle		Patiekalo arba gėrimo pavadinimas
TakeAwayDiscountAmount		Nuolaida, užsakant produktą išsinešti
TakeAwayPricePart		Produktui pritaikytas išsinešimo mokestis (įskaičiuotas į produkto kainą)

Restoranų užsakymų statistinės charakteristikos kiekvienai paros valandai

„VLN_1“

hour	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
0	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
1	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
2	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
3	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
4	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
5	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
6	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
7	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
8	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
9	233.0	0.107296	0.427087	0.0	0.0	0.0	0.00	3.0
10	234.0	0.623932	1.058191	0.0	0.0	0.0	1.00	8.0
11	234.0	146.970085	123.106758	0.0	0.0	205.5	259.00	337.0
12	234.0	149.752137	124.963336	0.0	0.0	207.5	262.00	326.0
13	234.0	99.235043	84.476070	0.0	0.0	131.0	173.75	238.0
14	234.0	47.735043	40.107772	0.0	0.0	67.5	81.75	119.0
15	233.0	0.137339	0.413173	0.0	0.0	0.0	0.00	3.0
16	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
17	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
18	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
19	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
20	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
21	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
22	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0
23	233.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.00	0.0

„VLN_KLP“

hour	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
0	372.0	15.836022	9.431409	0.0	10.0	17.0	21.0	50.0
1	372.0	11.075269	7.952333	0.0	6.0	10.0	15.0	44.0
2	372.0	7.704301	5.922107	0.0	3.0	7.0	11.0	29.0
3	372.0	5.271505	4.922466	0.0	1.0	4.0	8.0	29.0
4	372.0	3.510753	3.417474	0.0	1.0	3.0	5.0	16.0
5	372.0	2.811828	3.278957	0.0	0.0	2.0	4.0	17.0
6	372.0	2.750000	3.332334	0.0	0.0	1.0	4.0	19.0
7	372.0	2.142473	2.019747	0.0	0.0	2.0	3.0	11.0
8	372.0	2.661290	2.136402	0.0	1.0	3.0	4.0	14.0
9	372.0	4.465054	3.585139	0.0	2.0	4.0	7.0	15.0
10	372.0	10.166667	8.124978	0.0	4.0	8.0	16.0	39.0
11	372.0	22.575269	15.971411	0.0	10.0	22.0	34.0	70.0
12	372.0	28.604839	19.378268	0.0	15.0	27.0	42.0	88.0
13	372.0	31.166667	21.600119	0.0	18.0	26.0	45.0	90.0
14	372.0	25.744624	14.286889	0.0	18.0	27.0	36.0	65.0
15	372.0	24.951613	13.154599	0.0	19.0	27.0	34.0	57.0
16	372.0	25.661290	13.416943	0.0	20.0	28.0	34.0	59.0
17	372.0	28.268817	14.645783	0.0	22.0	30.0	39.0	59.0
18	372.0	30.223118	15.148010	0.0	23.0	33.0	40.0	63.0
19	372.0	30.045699	14.734691	0.0	24.0	33.0	40.0	61.0
20	372.0	27.836022	14.008372	0.0	22.0	30.0	38.0	61.0
21	372.0	27.930108	14.146155	0.0	23.0	29.0	37.0	73.0
22	372.0	25.766129	13.062431	0.0	21.0	28.0	34.0	54.0
23	372.0	21.717742	11.910647	0.0	17.0	23.0	29.0	72.0

5 priedas

Ne savaitgalių dienos be užsakymų per analizuojamą laikotarpį („VLN_1“)

Data	Savaitės diena	Šventinė diena	Užsakymų skaičius
2025-06-04	Trečiadienis	Ne	0
2025-06-12	Ketvirtadienis	Ne	0
2025-06-20	Penktadienis	Ne	0
2025-06-24	Antradienis	Taip	0
2025-07-14	Pirmadienis	Ne	0
2025-07-22	Antradienis	Ne	0
2025-07-30	Trečiadienis	Ne	0
2025-08-07	Ketvirtadienis	Ne	0
2025-08-15	Penktadienis	Taip	0
2025-09-08	Pirmadienis	Ne	0
2025-09-16	Antradienis	Ne	0
2025-09-24	Trečiadienis	Ne	0
2025-10-02	Ketvirtadienis	Ne	0
2025-10-10	Penktadienis	Ne	0
2025-11-03	Pirmadienis	Ne	0
2025-11-11	Antradienis	Ne	0
2025-11-19	Trečiadienis	Ne	0
2025-11-27	Ketvirtadienis	Ne	0
2025-12-05	Penktadienis	Ne	0
2025-12-24	Trečiadienis	Taip	0
2025-12-25	Ketvirtadienis	Taip	0
2025-12-26	Penktadienis	Taip	0
2025-12-29	Pirmadienis	Ne	0
2026-01-01	Ketvirtadienis	Taip	0
2026-01-06	Antradienis	Ne	0
2026-01-14	Trečiadienis	Ne	0

6 priedas

„XGBoost“ modelio hiperparametrų paieškos erdvė

Hiperparametras	**Paieškos intervalas**	**Pagrindimas**
learning_rate	[0,01 – 0,3]	Per didelis greitis (>0,3) gali sukelti nestabilumą, o per mažas (<0,01) gali reikalauti pernelyg daug medžių.
subsample	[0,5 – 1]	Nustato, kiek procentų eilučių naudojama kiekvienam medžiui. Siekiant atsitiktinai nepraleisti svarbių sezoninių laikotarpių laiko eilutėje, pasirenkama mažiausiai 0,5 reikšmė.
colsample_bytree	[0,5 – 1]	Nustato kiek procentų požymių naudojama kiekvienam medžiui. Kadangi duomenys turi santykinai daug požymių, pasirenkama mažiausiai 0,5 reikšmė, siekiant sumažinti koreliaciją tarp medžių.
max_depth	[3 – 10]	Turint santykinai didelį požymių skaičių, gilesni medžiai (7 – 10) gali padėti aptikti sudėtingas požymių sąveikas. Gilesnis medžiai, tikėtina pridėtų mažiau vertės ir apsunkintų modelį.
min_child_weight	[1 – 20]	Parametras kontroliuoja, ar medis toliau dalinamas. Per didelė reikšmė gali neleisti modeliui aptikti sezoninių dėsningumų.
colsample_bylevel	[0,5 – 1]	Nustato, kokia požymių dalis naudojama kiekviename medžio lygyje. Mažesnės reikšmės mažina persimokymą ir padidina modelio stabilumą.
gamma	[0 – 5]	Nustato minimalų nuostolio sumažėjimą, reikalingą skaidymui. Didesnės reikšmės riboja medžio augimą ir mažina persimokymą.
reg_alpha	[0,00000001 – 10]	L1 reguliarizacijos parametras, mažinantis nereikšmingų požymių įtaką ir modelio sudėtingumą.
reg_lambda	[0,00000001 – 10]	L2 reguliarizacijos parametras, stabilizuojantis modelį ir mažinantis persimokymo riziką.

7 priedas

TFT modelio hiperparametrų reikšmės ir paieškos erdvė

Hiperparametras	**Reikšmė arba paieškos intervalas**	**Pagrindimas**
hidden_size	{8, 16, 32, 64}	Kadangi duomenų imtis ribota, pasirenkamos santykinai mažos reikšmės, siekiant sumažinti persimokymo riziką ir perteklinį modelio sudėtingumą.
attention_head_size	[1 – 2]	Mažas hiperparametro skaičius leidžia modeliuoti skirtingus laiko ryšius, tačiau nepadidina modelio sudėtingumo pernelyg stipriai.
dropout	[0 – 0,3]	Reguliarizacijos parametras, mažinantis persimokymo riziką. Parinktos vidutinės reikšmės, tinkamos nedidelės apimties duomenims.
hidden_continuous_size	{8, 16, 32, 64}	Pasirenkamos nedidelės reikšmės, nes požymių skaičius nėra didelis.
learning_rate	[0,0001 – 0,01]	Mokymosi greitis parenkamas iš nedidelių reikšmių, siekiant užtikrinti stabilų mokymą ir išvengti nestabilaus konvergavimo.
max_encoder_length	168	Nustatytas 168 valandoms, kad modelis galėtų įvertinti vienos savaitės istoriją ir dominuojantį savaitinį sezoniškumą.
max_prediction_length	24	Nustatytas 24 valandoms, nes modelio tikslas – vienu metu prognozuoti visos kitos dienos valandines užsakymų apimtis.
batch_size	{16, 32, 64}	Pasirinktos vidutinės reikšmės, siekiant išlaikyti pusiausvyrą tarp mokymo stabilumo ir skaičiavimo efektyvumo.
gradient_clip_val	0,1	Gradientų ribojimas taikomas siekiant išvengti nestabilių atnaujinimų ir eksponentiškai augančių gradientų apmokymo metu.

8 priedas

NHITS modelio hiperparametrų reikšmės ir paieškos erdvė

Hiperparametras	Reikšmė arba paieškos intervalas	Pagrindimas
input_size	168	Nustato, kiek ankstesnių valandų naudojama prognozei. Pasirinkta viena savaitė, nes restoranų užsakymų duomenyse pastebėtas savaitinis sezoniškumas.
h	24	Prognozės horizontas atitinka tyrimo tikslą – prognozuoti kiekvienos kitos dienos valandos užsakymų skaičių.
n_blocks	{[1,1,1]; [2,2,2]; [3,3,3]}	Nustato blokų skaičių kiekvienoje blokų grupėje. Didesnis skaičius leidžia modeliui detaliau skaidyti signalą, tačiau didina modelio sudėtingumą.
mlp_units	{[[64,64], [64,64], [64,64]]; [[128,128], [128,128], [128,128]]; [[256,256], [256,256], [256,256]]}	Nustato MLP sluoksnių dydį. Pasirenkamos vidutinės reikšmės, siekiant išlaikyti pakankamą modelio gebėjimą modeliuoti sudėtingas priklausomybes, bet nedidinti persimokymo rizikos.
n_pool_kernel_size	{[2, 2, 1]; [4, 2, 1]; [8, 4, 1]}	Nustato įvesties agregavimo mastą skirtingose blokų grupėse.
n_freq_downsample	{[24, 12, 1]; [12, 6, 1]; [8, 4, 1]}	Nustato prognozės interpoliacijos detalumą skirtingose blokų grupėse. Tai leidžia modeliuoti skirtingo dažnio signalus – nuo bendresnių ciklų iki valandinių pokyčių.
learning_rate	[0,0001 – 0,01]	Nustato mokymosi greitį. Naudojamas logaritminis intervalas, leidžiantis ieškoti tarp mažų ir didesnių reikšmių.
batch_size	{32; 64}	Pasirinktos vidutinės reikšmės, siekiant suderinti mokymo stabilumą ir skaičiavimo efektyvumą.
max_steps	[500 – 1500]	Ribojamas mokymo procesas, siekiant išvengto persimokymo.
dropout_prob_theta	{0; 0,1; 0,2}	Reguliarizacijos parametras, mažinantis persimokymo riziką. Įtraukiama ir 0 reikšmė, nes NHITS architektūra pati turi signalą supaprastinančius komponentus.

9 priedas

„coco“ kintamojo reikšmių paaiškinimas

Reikšmė (kodas)	Paaiškinimas
1	Giedra
2	Mažai debesuota
3	Debesuota
4	Overcast
5	Rūkas
6	Šerkšnas ir rūkas
7	Nedidelis lietus
8	Lietus
9	Stiprus lietus
10	Lijundra
11	Stipri lijundra
12	Šlapdriba
13	Stipri šlapdriba
14	Nedidelis snygis
15	Snygis
16	Stiprus snygis
17	Liūtis
18	Stipri liūtis
19	Šlapdribos liūtis
20	Stipri šlapdribos liūtis
21	Sniego liūtis
22	Stipri sniego liūtis
23	Žaibavimas
24	Kruša
25	Perkūnija
26	Stipri perkūnija
27	Audra