

UOT: 656.7

DOI: 10.34826/NAA.2022.24.4.004

QEYRİ-MÜNTƏZƏM AVİADAŞIMALARIN PROQNOZLAŞDIRILMASINDA MÜASİR YANAŞMALAR VƏ TƏTBİQLƏR

*Ağayev N.B., Nəzərli D.Ş.
Milli Aviasiya Akademiyası*

Məqalədə qeyri-müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında tətbiq edilən riyazi-statistik üsulların müqayisəli təhlili aparılmış və bu üsullar vasitəsilə əldə olunan proqnoz nəticələrinin effektivliyi nəzəri-praktiki təhlillər əsasında araşdırılmışdır. Qeyri-müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında optimallığın təmin edilməsi məqsədilə xətti, qeyri-xətti, qeyri-səlis və hibrid metodların analizi aparılmış və qeyd olunan daşımalara integrasiyası öyrənilmişdir.

Açar sözlər: *qeyri-müntəzəm aviadaşımalar, proqnozlaşdırma modelləri, qeyri-səlis yanaşma, reqressiya analizi, hibrid yanaşma, neyron şəbəkə modeli, mövsümi dekompozisiya, qeyri-səlis reqressiya.*

Giriş. Aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasından gündəlik əməliyyatların idarə edilməsində, hava limanları və aeronaviqasiya xidmətləri üçün infrastrukturun planlaşdırılması qərarlarının qəbulunda, həmçinin yeni təyyarələrin sifarişi və dizaynı ilə bağlı məsələlərdə əsas informasiya mənbəyi kimi istifadə edilir [1]. Tələb və təklifin dəyişdiyi yeni şərtlərə cavab vermək üçün aviaşirkətlər və hava limanları təkmilləşdirilmiş proqnozlaşdırma alətlərinə ehtiyac duyurlar. Bu tələblərdən irəli gələrək nəzəri tədqiqatlarda ikinci dərəcəli çoxhədli [2], ARIMA (autoregressive integrated moving average) [3], SARIMA (seasonal autoregressive integrated moving average) [3] modeli, logistik model [4], cazibə (gravity model) modeli [5], sərnixin aviadaşımalarının təhlili üçün dekompozisiya və səhvlərin geri yayılması metodlarını eyni zamanda nəzərə alan neyron şəbəkəsinə (BPNN) əsaslanan hibrid yanaşma metodu [6] və digər metodlar aviadaşımaların proqnozlaşdırılması üçün istifadə edilmişdir. Nəticələr göstərir ki, dekompozisiya məlumatlarının əvvəlcədən işlənməsi tam qəbul edildikdə proqnozlaşdırmanın dəqiqliyi daha da yaxşılaşır. Bununla belə, BPNN modelinin tətbiqi zamanı proqnoz nəticələrinin dəqiqliyinin tez-tez lokal minimuma yaxınlaşması, həddindən artıq eyniliyə malik olması və həmçinin parametrlərin seçiminə həssas olmasını bu üsulun çatışmazlıqları kimi qiymətləndirmək olar. SVM (support vector machine) isə ümumiləşdirmə xətasında yuxarı həddi minimuma endirməklə üstün təsnifat və proqnozlaşdırma imkanlarına malik olduğu göstərilmişdir [7].

SVM təsnifat və reqressiyaya, yəni vektor təsnifatına (SVC) və SVR (support vector regression) tətbiq edilə bilər. Struktur riskinin minimuma endirilməsi (SRM) prinsipindən istifadə etdiyi üçün SVR modeli həddindən artıq eynilik və lokal minimum problemlərini yüngülləşdirə bilər və onun həlli global miqyasda daha sabit və optimaldır. Bundan əlavə, SVM-in hesablama mürəkkəbliyini azaltmaq üçün kvadratik proqramlaşdırma (QP) problemi əvəzinə ən kiçik kvadratlar üsulunu tətbiq etməklə alınan tənliklər sisteminin həlli üçün yeni metod verməklə həllin alınması sürətinin əhəmiyyətli dərəcədə artması ilə nəticələnən vektor reqressiya (LSSVR) modeli təklif edilmişdir [8]. Apardığımız təhlillərə əsasən LSSVR modelinin qeyri-müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında istifadəsi ədəbiyyatlarda öyrənilməmişdir. LSSVR modelinin bu üstünlüklərinə görə biz ondan qeyri-müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında bir model kimi istifadə edə bilərik. Bundan əlavə, yalnız birdəyişənli zaman seriyasının

tətbiqi məlumatın ölçülərini azalda bildiyi üçün ümumiləşdirmə və proqnozlaşdırma performansını yaxşılaşdırma bilər. LSSVR modelini qeyri- müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında hibrid yanaşma yaratmaq üçün mövsümi dekompozisiya (SD) ilə integrasiya etmək olar. Proqnozlaşdırma dəqiqliyi üzrə ölçmə meyarları baxımından təklif olunan hibrid yanaşmanı digər etalon metodlarla müqayisə etmək üçün empirik təhlil həyata keçirilir. Sonda bəzi əlaqəli məsələlər müzakirə edilir və nəticələr çıxarılır.

Hava nəqliyyatı sənayesinin dəyişən dinamikası ilə əlaqədar olaraq, son üç onillikdə mülki aviasiya planlaşdırılmasının müxtəlif sektorlarına tətbiq edilən proqnozlaşdırma sahəsində bir sıra dəyişikliklər baş vermişdir. Hər hansı bir proqnozun son sınağı gələcək nəticələri dəqiq proqnozlaşdırma bilməsidir. Mülki aviasiya proqnozlaşdırıcıları və planlaşdırıcıları sırf intuitiv və ya mühakiməyə əsaslanan yanaşmalardan tutmuş yüksək strukturlaşdırılmış və mürəkkəb kəmiyyət metodlarına, o cümlədən ekonometriya və eyni vaxtda analitik modellərinə qədər proqnozlaşdırma üsulları seçirlər. Kəmiyyət üsulları ilə hazırlanmış proqnozlardan səmərəli istifadə etmək üçün nəticələr qərar qəbul edən və ya son istifadəçi üçün asanlıqla başa düşülən və məqbul olmalıdır. Son istifadəçi üçün məqbulluq dərəcəsi proqnozlaşdırma metodlarının nəticələrini və onların xüsusiyyətlərini izah etmək və şərh etmək qabiliyyətindən asılıdır. Fərqli proqnozlaşdırma üsulları həmişə eyni zaman seriyalı məlumat dəstinə əsaslanaraq müxtəlif proqnozlar verə bilər. Nəzəri proqnozlar və empirik nəticələr arasındakı bu cür uyğunsuzluqlar hava nəqliyyatının hərəkət tendensiylarına təsir edən əsas amillərlə bağlı qeyri-dəqiq fərziyyələrlə bağlı ola bilər. Buna görə də proqnozlaşdırma probleminin nəticələrinin müxtəlif fərziyyələrlə bağlı proqnozlar silsiləsi kimi təqdim edilməsi daha məqsədəuyğun hesab edilir.

Ümumilikdə, proqnozlaşdırma üsullarını üç geniş kateqoriyaya bölmək olar:

- kəmiyyət və ya riyazi;
- keyfiyyət və ya mühakimə;
- kəmiyyət və keyfiyyət metodlarının kombinasiyası əsasında proqnoz qərarların təhlili.

Zaman seriyalı məlumatlarla başlayan və bir sıra qaydalar əsasında proqnoz hazırlayan proqnozlaşdırma üsulları kəmiyyət metodları kateqoriyasına aiddir. Belə məlumatların əlçatan olmadığı və ya tətbiq oluna bilməyəcəyi, təcrübə və mülahizədən istifadə edilməli olan vəziyyətlər keyfiyyət proqnozlaşdırma metodlarının tətbiqi üçün ən uyğun hesab edilir. Zaman seriyası məlumatlarını təhlil etmək üçün çoxlu üsullar mövcuddur. Xüsusi şəraitdə mümkün olan üsullar məlumat və ya resursların çatışmazlığı ilə məhdudlaşdırıla bilər. Bununla belə, ümumiyyətlə, daha etibarlı proqnoz birdən çox yanaşmadan istifadə etməklə mühakimə və biliklər vasitəsilə fərqli nəticələri birləşdirməklə əldə edilə bilər. Kəmiyyət proqnozlaşdırma üsullarını geniş şəkildə iki əsas alt kateqoriyaya bölmək olar:

- zaman sıralarının təhlili;
- səbəb metodları.

Bu iki alt kateqoriyada daha çox istifadə edilən üsullardan bəzilərinə trend proqnozları, dekompozisiya metodları və regressiya təhlili daxildir. Zaman sıralarının təhlili metodları əsasən daha əvvəl mövcud olan statistik məlumatların davam edəcəyi fərziyyəsinə əsaslanır və bu məlumatların mövcudluğundan çox asılıdır.

Hava nəqliyyatının fəaliyyətini proqnozlaşdırarkən ilk addım adətən tarixi məlumatları (zaman seriyası) öyrənmək və nəqliyyatın hərəkətinin inkişaf tendensiyasını müəyyən etməkdir. Orta müddətli və ya uzunmüddətli proqnozlaşdırma kontekstində dəyişmə tendensiyası nəqliyyat səviyyələrində qisməddətli dalğalanmaları nəzərə almadan uzun illər ərzində nəqliyyatın inkişafını təmsil edir. Hərəkət tendensiyasından ekstrapolyasiya yolu ilə orta və ya uzunmüddətli proqnoz əldə edərkən, proqnozlaşdırıcı güman edir ki, hərəkətin tarixi inkişafını müəyyən edən amillər keçmişdə olduğu kimi gələcəkdə də fəaliyyət göstərəcək, lakin onların təsiri dəyişə bilər, tədricən və ya sabit vəziyyət şəraiti gələcəkdə də davam edəcəkdir. Proqnozlaşdırmada trend təhlilindən istifadənin məqsədəuyğunluğu böyük ölçüdə olan keçmiş hadisələrin sabitliyindən və proqnozlaşdırıcının davam edən tendensiyların fərziyyəsinin xüsusi əməliyyat mühitinə uyğun olduğuna inamından asılıdır.

İCAO 8991 sənədində [9] trend əyrilərinin müxtəlif növləri fərqli riyazi əlaqələrlə verilir. Burada asılı dəyişən Y trafikdir, izahedici dəyişən T isə vaxtdır (adətən illərlə ölçülür), a , b , c dəyişənləri isə verilənlər əsasında təxmin edilə bilən sabitlərdir (bəzən əmsallar da adlanır).

a) *Xətti* (və ya *düz xətti*): $Y = a + bT$

Bu, trend modelində dəyişmə səviyyəsində sabit illik artımı ($b > 0$) və azalan artım tempini ($b < 0$) nəzərdə tutur.

b) *Eksponensial*: $Y = a(1 + b)^T$, $\log Y = \log a + T \log (1 + b)$

b müsbət və adətən vahiddən az olduqda, $100b$ nisbətində trafikdə sabit illik faiz artımını nəzərdə tutur. Loqarifmik şkalada götürməklə, eksponensial trend xətti trendə çevrilir.

c) *Parabolik*: $Y = a + bT + cT^2$

Üç sabiti olan bu əyrilər ailəsi geniş formaları əhatə edir. Sıfırdan böyük c üçün bu tip artım əyriləri elə xüsusiyyətlərə malikdir ki, zaman vahidi üçün mütləq ifadədə artım zamanla xətti artır.

d) *Üstlü funksiya*: $Y = ab^{-cT}$

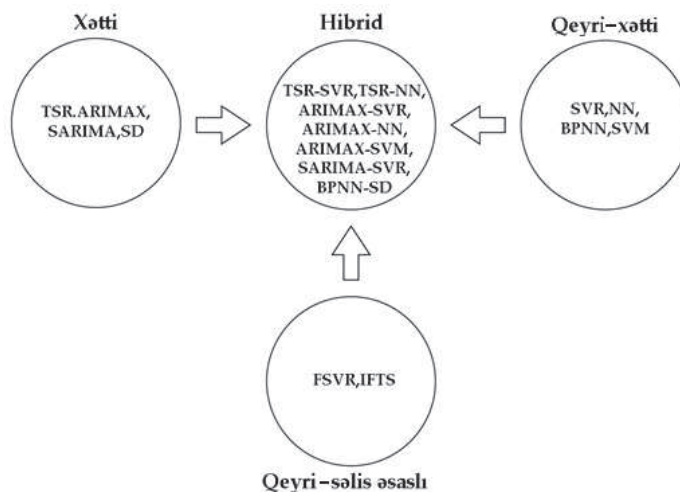
$\log Y = \log a - c^T \log b$, $0 < c < 1$

Bu əyri sonda limit səviyyəsinə yaxınlaşır və çox uzun müddət ərzində hərəkət dinamikasını təmsil etmək üçün uyğun hesab edilə bilər.

Səbəb-nəticə üsullarından olan reqressiya təhlili aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasının ən populyar üsulu hesab edilir. Reqressiya təhlilində proqnoz təkcə proqnozlaşdırılan halların aid olduğu dəyişənlərinə deyil, həm də səbəb əlaqəsi hesab edilən digər dəyişənlərə əsaslanır. Çoxdəyişənli reqressiya təhlili sadə reqressiya analizində istifadə olunan bir dəyişəndən fərqli olaraq birdən çox izahedici dəyişəni nəzərə alır. Bu da ümumi proqnozlaşdırma prosesinin optimallaşdırılmasına müsbət təsir göstərir [9].

Proqnozlaşdırma modellərinin təsnifatı

Aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında xətti, qeyri-xətti, qeyri-səlis əsaslı, ehtimal əsaslı və hibrid modellər daha çox tətbiq olunur. Qeyd olunan proqnoz modellərinin effektivlik dərəcələri aparılan təhlillər əsasında müəyyən edilmişdir. Şəkil 1-də bu modellər sistemləşdirilmiş formada göstərilmişdir.



Şəkil 1. Aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında tətbiq edilən proqnoz modellərinə sistem-struktur yanaşma

Zaman Seriyalı Reqressiya Modeli (TSR)

Ümumiyyətlə, TSR modeli əsasən reqressiya modeli ilə eyni hesab edilir [10, 11]. Proqnozlaşdırma zamanı TSR modelinə trend effektləri, mövsümi və təqvim dəyişiklikləri komponentləri də aid edilir. Trend daim yüksələn və ya enən uzunmüddətli istiqamət kimi müəyyən edilir. Mövsümlilik eyni dövrlə, məsələn, ildə 12 ay ilə təkrarlanan bir nümunədir. Eyni zamanda, təqvim dəyişiklikləri müxtəlif dövrlərə malik mövsümi nümunələrdir. Günün tərkibi aydan- aya və ildən- ilə dəyişir. Trend, mövsümlilik və təqvim dəyişmələri ilə TSR modeli aşağıdakı kimi təsvir edilə bilər:

$$Y_t = \delta t + \sum_{m=1}^M \beta_m S_{m,t} + \sum_{g=1}^G \gamma_g V_{g,t} + \sum_{g=1}^G \varphi_g V_{g,t-1} + \sum_{g=1}^G \vartheta_g V_{g,t+1} + N_t \quad (1)$$

burada δ - xətti trend parametri, β - mövsümi parametr, $S_{m,t}$ -isə mövsümi dəyişəndir. Əgər aylıq məlumatlar istifadə edilsə $M = 12$, məlumatlar rüblükdürsə, $M = 4$ və s. $V_{g,t}$ təqvim dəyişikliklərinin təsirləri üçün dəyişəndir, $V_{g,t-1}$ təqvim dəyişikliklərinin təsirləri baş verməzdən əvvəl bir ay ərzində, $V_{g,t+1}$ isə təqvimin təsirindən sonra bir ay ərzində olan dəyişəndir.

Təqvim dəyişikliklərinin təsiri həftəlikdirsə, $G = 4$. Təqvim dəyişikliklərinin təsiri günlərlə ifadə edilsə, $G = 30$ götürülür. Təqvim dəyişikliklərinin ümumi təsiri qrafikin vaxt seriyasına əsasən müəyyən edilə bilər. N_t isə “white noise error”dur (məlumatlarda hər hansı bir reqressiya modeli ilə izah edilə bilməyən dəyişikliklər mövcud olduqda). Səhv, “white noise error” deyilsə, gecikmə əlavə proqnozlaşdırıcı dəyişən kimi istifadə olunur.

Ekzogen ARIMAX modeli (autoregressive integrated moving average)

Ekzogen ARIMAX (autoregressive integrated moving average) modeli əhəmiyyətli ekzogen amilləri özündə birləşdirən ARIMA modelinin davamıdır [12]. ARIMA modeli AR (autoregressive) və MA (moving average) modelindən ibarət xətti kombinasiyalı proqnozlaşdırma modelidir. ARIMAX modelini trend, mövsümi və təqvim dəyişiklikləri olan bir model kimi aşağıdakı kimi yazıla bilər:

$$Y_t = t + \sum_{m=1}^M \beta_m S_{m,t} + \sum_{g=1}^G \gamma_g V_{g,t} + \sum_{g=1}^G \varphi_g V_{g,t-1} + \sum_{g=1}^G \vartheta_g V_{g,t+1} + \frac{\theta_q(B)\Theta_q(B^S)}{\varphi_p(B)\Phi_p(B^S)} N_t \quad (2)$$

ARIMAX modelinin qurulmasında ilk addım xətanı müəyyən etmək üçün trend, mövsümi və təqvim dəyişiklikləri ilə zaman sıralarının reqressiya modellərinin yaradılmasıdır. Xəta ARIMA (Box-Jenkins proseduru) istifadə edilərək modelləşdirilir. (2) tənliyində eyni vaxtda ilkin verilənlər və giriş dəyişənləri üçün istifadə olunan ARIMA modelinin sırası verilmişdir. Növbəti addımlarda qalıq “white noise error”, normal paylama yoxlanılır və modelin əhəmiyyətli parametrləri sınaqdan keçirilir. (2) tənliyində Θ_q və Φ_p modelin parametrləridir.

Neyron Şəbəkə Modeli (NN)

Əvvəlcə insan beyninin işini təqlid etmək üçün nəzərdə tutulmuş süni neyron şəbəkəsi (ANN) və ya neyron şəbəkəsi (NN) kimi tanınan, neyronlar və ya qovşaqlar adlanan bir-biri ilə əlaqəli sadə emal elementlərindən ibarətdir [13, 14]. Feed Forward Neural Network (FFNN) zaman sıralarının modelləşdirilməsində istifadə olunan NN arxitekturasının ən geniş yayılmış formasıdır. FFNN bir giriş qatı, bir və ya daha çox gizli qat və bir çıxış qatından ibarətdir. Gizli neyronların sayını seçərkən NN modelinin spesifikasiyası çarpaz doğrulama metodu ilə istifadə olunur. Giriş qatında p neyron, gizli təbəqədə q neyron və çıxış qatında bir neyron olan FFNN arxitekturası şəkil 2-də göstərilmişdir.

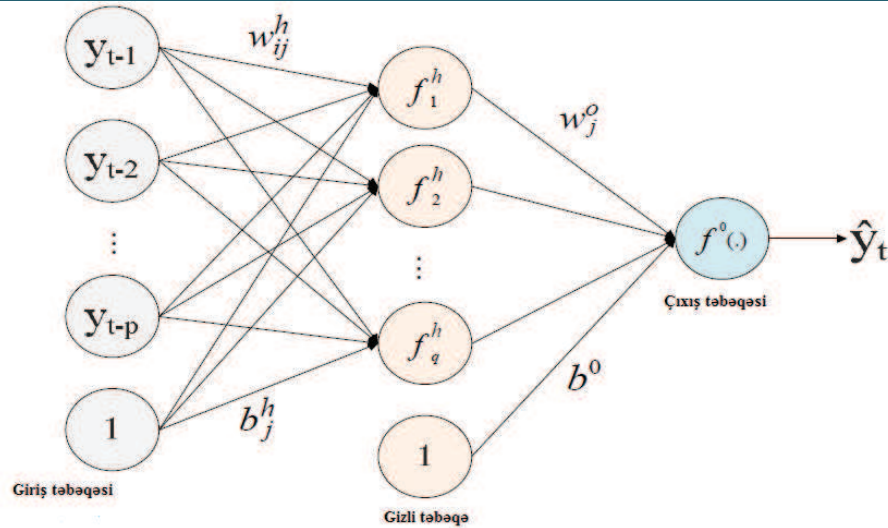
Arxitektura $\hat{y}_t$ çıxış dəyərini və girişləri ($y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$) riyazi olaraq aşağıdakı kimi ifadə edir:

$$\hat{y}_t = f^0 \left[\sum_{j=1}^q \{ w_j^0 f_j^h \left[\sum_{i=1}^p w_{ij}^h y_{t-i} + b_j^h \right] + b^0 \} \right] \quad (3)$$

burada w_{ij}^h neyronun i -ci giriş qatının neyronun j -ci gizli qatına çəkisi, b_j^h gizli təbəqədəki j -ci neyronun yerdəyişməsidir ($j=1,2,\dots, q$), w_j^0 j -ci neyronun gizli təbəqədən çıxış qatındakı neyrona qədər çəkisi, b^0 isə çıxış qatındakı neyronun yerdəyişməsidir. f_j^h , sigmoid funksiyasından istifadə edərək gizli təbəqədə aktivləşdirmə funksiyasıdır, yəni,

$$f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}.$$

f^0 isə $f(x) = x$ xətti funksiyası ilə çıxış qatında aktivləşdirmə funksiyasıdır.



Şəkil 2. FFNN arxitekturası

SVR (Support vector regression)

SVM (Support Vector Machine) ilkin olaraq SVM təsnifatının inkişafındakı problemləri həll etmək üçün hazırlanmışdır, lakin bu tətbiq SVR adlı reqressiya problemini də aradan qaldırır [15, 16]. SVR struktur risklərinin minimuma endirilməsi (SRM) prinsipindən istifadə edib, məlumatları ayırıcı hiperplan ilə verilənlər arasındakı məsafəni minimuma endirərək ən yaxşı hiperplanı əldə etməyə çalışır. SVR metodlarının reqressiya funksiyası aşağıdakı kimi ifadə edilir:

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (4)$$

burada w - çəki vektorudur, $\varphi(x)$ x -i giriş fəzasından yüksəkölçülü xüsusiyyətlər fəzasına qeyri-xətti təyin edən funksiyadır, b - isə əmsaldır. w və b əmsalları aşağıdakı tənlikdə təsvir edilən risk funksiyasını minimuma endirməklə qiymətləndirilir:

$$R(f(x)) = C \sum_{i=1}^T L_\varepsilon(y_i, f(x_i)) + \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (5)$$

$$L_\varepsilon(y_i, f(x_i)) = \begin{cases} 0, & |y_i - f(x_i)| \leq \varepsilon \\ |y_i - f(x_i)| - \varepsilon, & |y_i - f(x_i)| > \varepsilon \end{cases} \quad (6)$$

burada ε - həssas olmayan itki funksiyasıdır, C və ε optimal ümumi nəticələri əldə etmək üçün müəyyən edilmiş parametrlərdir. İtki funksiyasının arxasında duran konsepsiya, dəyəri aşağıdakı kimi minimuma endirməkdir:

$$R(w, \xi, \xi^*) = \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*),$$

$$\begin{aligned} \text{Burada } y_i - w^T \varphi(x_i) - b &< \varepsilon + \xi_i, \\ w^T \varphi(x_i) - b &< \varepsilon + \xi_i, \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} w^T \varphi(x_i) + b - y_i &< \varepsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i^*, \xi_i &> 0, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

Bu cür məhdudiyyətlərin optimallaşdırılmasını aşağıdakı formada Laqranj funksiyasından istifadə edərək həll etmək olar:

$$\begin{aligned} L(w, b, \xi, \xi^*, \alpha_i, \alpha_i^*, \beta_i, \beta_i^*) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \right) \\ &\quad - \sum_{i=1}^n \alpha_i [w \varphi(x_i) + b - y_i + \varepsilon + \xi_i] \\ &\quad - \sum_{i=1}^n \alpha_i^* [y_i - w \varphi(x_i) - b + \varepsilon + \xi_i^*] - \sum_{i=1}^n (\beta_i \xi_i + \beta_i^* \xi_i^*) \end{aligned} \quad (8)$$

Bu yanaşma ilə aşağıdakı nəticə əldə olunacaq:

$$\begin{aligned} \partial(\alpha_i, \alpha_i^*) &= \sum_{i=1}^n y_i(\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) \\ &- \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \end{aligned} \quad (9)$$

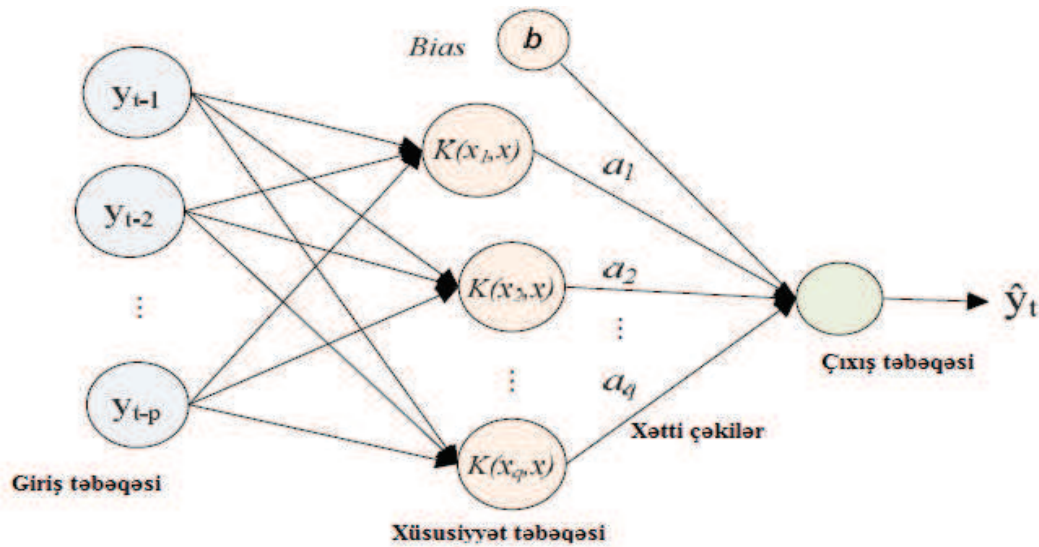
Kernel funksiyası $K(x_i, x_j)$ daxili hasil kimi $\varphi(x_i)^T \varphi(x)$ ifadə oluna bilər. Nüvə funksiyası $K(x_i, x_j)$ daxili hasil $\varphi(x_i)^T \varphi(x)$ kimi ifadə edilə bilər. Ən çox istifadə edilən kernel funksiyalarından biri aşağıdakı kimi radial əsaslı funksiyadır (RBF) [8].

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

Burada σ^2 - Kernel parametridir. SVR funksiyası aşağıdakı kimi ifadə olunur:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (11)$$

Zaman seriyası məlumatlarını proqnozlaşdırarkən, müşahidə məlumatlarının gecikməsindən giriş kimi istifadə olunur: $x = [y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}]$. FFNN modelindən istifadə etməklə həyata keçirilən SVR arxitekturası şəkil 3-də göstərilmişdir.



Şəkil 3. FFNN yanaşması ilə SVR arxitekturası

Mövsümi dekompozisiya

İllər üzrə aparılan müşahidələrin mövsümi xüsusiyyətlərini əldə etmək üçün daha çox tətbiq olunan mövsümi dekompozisiya (SD) metodu olan X-12-ARIMA mövsümi tənzimləmə proqramı istifadə olunur [17]. X-12-ARIMA metodu y_t zaman seriyasını trend dövrü komponenti tc_t , mövsümi amil sf_t və qeyri-müntəzəm komponent ir_t olmaqla üç komponentə ayırır. Bu komponentlər aşağıdakı kimi additiv və multiplikativ formalarda faktiki məlumatlara birləşdirilə bilər:

$$\begin{cases} y_t = tc_t + sf_t + ir_t \\ y_t = tc_t \times sf_t \times ir_t \end{cases} \quad (12)$$

SD-nin iki formasını müqayisə etdikdə, multiplikativ dekompozisiya əksər mövsümi zaman seriyaları üçün daha uyğun seçimdir. Prioritetin əsas səbəbləri iki aspektə bölünür:

- bir tərəfdən, multiplikativ formanın mövsümi faktoru ilkin seriyanın nisbi qiymətidir;
- digər tərəfdən, müsbət qiymətlərə malik əksər mövsümi vaxt seriyaları orijinal zaman seriyası səviyyəsində mövsümi dalğalanmaların miqyasının artması ilə xarakterizə olunur.

SARIMA (seasonal autoregressive integrated moving average)

SARIMA modeli müvafiq qaydada mövsümi fərqlərdən istifadə edərək seriyanın qeyri-stasionarlığını aradan qaldırır [18]. SARIMA altı hissədən ibarətdir: AR (Autoregressive), I (İntegration), MA (Moving average), SAR (Seasonal AR), SI (Seasonal Integration) və SMA (Seasonal MA). Qeyd edilən parametrlər müvafiq olaraq p, d, q, P, D və Q-dur. Ümumi SARIMA modelini bu parametrlər əsasında (p, d, q) (P, D, Q) [m] yazmaq olar. Burada m aylıq zaman seriyası üçün mövsümi fərqlərin sırasıdır $m = 12$. Bu dəyişənlərin ətraflı izahları cədvəl 1-də verilmişdir.

Cədvəl 1

SARIMA modelində hər bir dəyişənin adı və izahı

Ad	Parametr	Operator	Tənlik
Avtoregressiv (AR)	p	$\phi_p(B)$	$1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 \dots - \phi_p B^p$
İnteqrasiya (I)	d	∇^d	$(1 - B)^d$
Orta hərəkətlilik (Moving Average) MA	q	$\theta_q(B)$	$1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 \dots - \theta_q B^q$
Mövsümi avtoregressiya (SAR)	P	$\Phi_P(B^m)$	$1 - \Phi_1 B^m - \Phi_2 B^{2m} \dots - \Phi_P B^{Pm}$
Mövsümi inteqrasiya (SI)	D	∇_m^D	$(1 - B^m)^D$
Mövsümi orta hərəkətlilik (Seasonal moving average) SMA	Q	$\theta_Q B^m$	$1 - \theta_1 B^m - \theta_2 B^{2m} \dots - \theta_Q B^{Qm}$
Mövsümlilik	m	m	m
Geriye yanaşma (Back shift)	B	B	$B^n \cdot Y_t = Y_{t-n}$
Sıfır ortalama ilə stasionar təsadüfi proses (Gaussian White Noise)	σ^2	a_t	$a_t \sim (0, \sigma^2)$

Qeyri-səlis xətti regressiya modeli

Qeyri-müntəzəm aviadaşmaların proqnozlaşdırılmasında modellərin yaradılması üçün qeyri-səlis nəzəriyyədən geniş istifadə edilir [19, 20]. Qeyri-səlis xətti regressiya metodunun mahiyyəti ondan ibarətdir ki, təxminlər və müşahidələr arasındakı uyğunsuzluq ölçmə xətası ilə deyil, əksinə, bu uyğunsuzluq modeldəki bəzi qeyri-müəyyən parametrlərdən qaynaqlanır. Buna görə də qeyri-səlis xətti regressiya təhlili, modeldəki parametrlər və dəyişənlər qeyri-səlis ədədlərdir. Qeyri-səlis xətti regressiya analizinin fundamental modeli aşağıda göstərilən düstur kimi təqdim edilə bilər:

$$Y = A_0 X_0 + A_1 X_1 + A_2 X_2 + \dots + A_i X_i + \dots + A_p X_p \quad (13)$$

Burada $A_j, j=0,1,2,\dots,p$ üçbucaqlı qeyri-səlis ədədlər kimi verilir və $X_0=1, X_j>0, j=1,2,\dots,p$ bütün dəyişənlərdir və belə hesab edilir ki, qeyri-səlis parametr $A_j = (c_j, a_j, b_j), j=0,1,2,\dots,p$, verilmiş üçbucaqlı qeyri-səlis ədədlərin hesablanması prosesinə uyğun olaraq qeyri-səlis Y ədədi aşağıdakı kimi təqdim edilə bilər:

$$Y = (\sum_{i=0}^p c_i x_i, \sum_{i=0}^p a_i x_i, \sum_{i=0}^p b_i x_i) \quad (14)$$

Y-in mənsubiyyət funksiyası $f_Y(x)$ ilə aşağıdakı kimi göstərilə bilər:

$$f_Y(x) = \begin{cases} \frac{x - \sum_{i=0}^p c_i x_i}{\sum_{i=0}^p a_i x_i - \sum_{i=0}^p c_i x_i}, & \sum_{i=0}^p c_i x_i \leq x \leq \sum_{i=0}^p a_i x_i \\ \frac{x - \sum_{i=0}^p b_i x_i}{\sum_{i=0}^p a_i x_i - \sum_{i=0}^p b_i x_i}, & \sum_{i=0}^p a_i x_i \leq x \leq \sum_{i=0}^p b_i x_i \end{cases} \quad (15)$$

Qeyri-səlis Zaman Seriyası (FTS) modeli tarixi məlumatların təxmini ədədi proqnozlaşdırıcı qiymətlərinin proqnozlaşdırılması ilə bağlı məhdudiyyətin effektiv həllini göstərir. Tarixi məlumatlara əsaslanan proqnozun təxmini ədədi qiymətlərini səmərəli şəkildə proqnozlaşdırmaq üçün məlumat dəyişkənliyindən istifadə edən təkmilləşdirilmiş Qeyri-səlis Zaman Seriyası Proqnozlaşdırma Modeli (IFTS) təklif edilmişdir. Əlavə olaraq, IFTS-nin digər qeyri-səlis SVR-lərə nisbətən daha dəqiq proqnozlar göstərməsi təcrübələr əsasında müəyyən edilmişdir.

FSVR modelinin iş prinsipi IFTS modelinə əsaslanır. Qeyri-səlis sistem üçün baza verilənlərdəki qeyri-müəyyənlikləri aradan qaldırmaq üçün dinamik, inandırıcı və intensiv qaydalar bazasını təmin edir. IFTS modeli iki davamlı dövr arasındakı məlumat dəyişikliklərinə və seriyanın elementləri arasında qeyri-səlis əlaqəyə əsaslanır. IFTS modeli qeyri-səlis tarixi interpolasiyaya, gələcək proqnozlara, həmçinin qeyri-mövsümi zaman sıralarına da tətbiq oluna bilər. Təklif olunan modeldə bütün parametrlər müxtəlif xüsusiyyətlərə malik verilənlər dəstləri ilə əməliyyatlar aparmağa imkan verən müvafiq üsullarla hesablanır. IFTS modeli digər modellərə nisbətən proqnozlaşdırma üçün daha səmərəlidir.

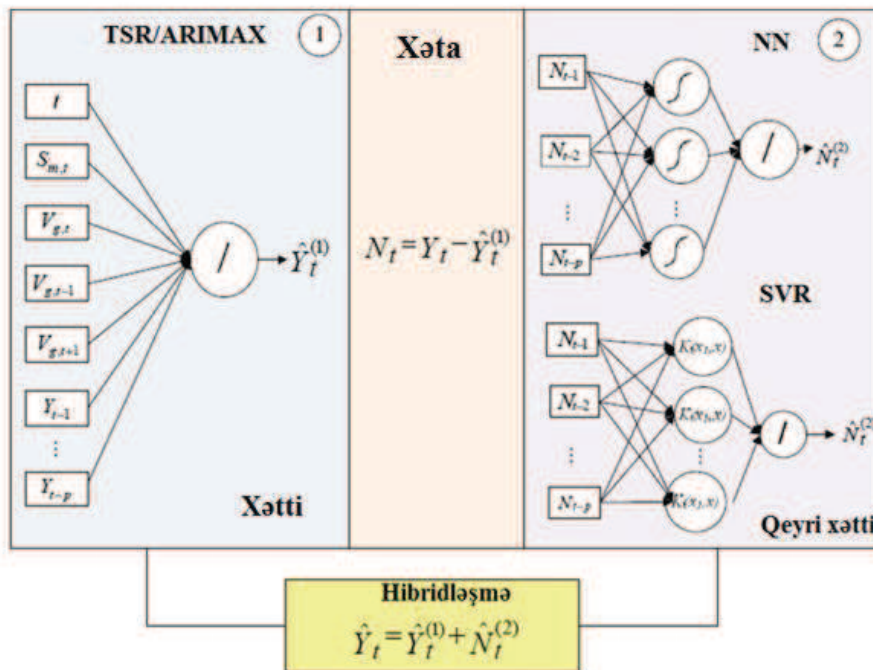
Hibrid proqnoz modeli

Xətti və qeyri-xətti modellərdən ibarət hibrid proqnozlaşdırma modelini aşağıdakı formada yazmaq olar [21]:

$$Y_t = L_t + N_t + e_t \quad (16)$$

burada L_t xətti komponent, N_t isə hibrid modelin qeyri-xətti komponentidir. TSR-NN, TSR-SVR, ARIMAX-NN və ARIMAX-SVR modellərinin birləşməsindən ibarət dörd hibrid proqnoz modelinin blok diaqramı şəkil 4-də göstərilmişdir.

Optimal modelin seçilməsi proqnozun düzgünlüyünü qiymətləndirərək müəyyən edilir. MAPE- optimal model seçmək üçün test məlumatlarında olan orta mütləq faiz xətasıdır. MAPE-nin üstünlüyü ondan ibarətdir ki, o, miqyasdan asılı deyildir, ona görə də ondan tez-tez müxtəlif verilənlər dəstləri arasında proqnozların dəqiqliyini müqayisə etmək üçün istifadə olunur.



Şəkil 4. TSR-NN, TSR-SVR, ARIMAX-NN və ARIMAX-SVR hibrid proqnoz modellərinin blok diaqramı

MAPE aşağıdakılardan ibarətdir:

$$MAPE = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left[\frac{Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l)}{Y_{n+l}} \right] \right) 100\% \quad (17)$$

burada n təlim verilənlərinin miqdarı, L test verilənlərinin miqdarı, Y_{n+1} faktiki məlumat, $\widehat{Y}_n(l)$ isə Y_{n+1} -in proqnozudur. Hər hansı müşahidə sonsuz, qeyri-müəyyən və ya sıfıra yaxın ekstremal qiymətə malik olduqda MAPE-yə əsaslanan ölçülər müəyyən çatışmazlıq yarada bilər.

Nəticə. Apardığımız təhlillərə əsasən araşdırılan qeyri-xətti və qeyri-səlis proqnoz modellərinin qeyri-müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında tətbiqini optimal hesab etmək olar. Dəstəkləyici faktlardan biri də odur ki, qeyri- müntəzəm aviadaşımalar mövsümi faktorlardan asılı deyildir və müvafiq dövrlər üzrə yerinə yetirilən reyslərin sayı arasında nizamlılıq yoxdur, bu səbəbdən qeyd olunan daşımalarda qeyri-səlis və qeyri-xətti proqnoz modellərinin tətbiqi proqnoz nəticələrinin effektivliyinin artmasına müsbət təsir göstərəcəkdir. Bundan əlavə, qeyri- müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında hibrid yanaşma yaratmaq üçün qeyri-xətti proqnoz modellərini qeyri-səlis əsaslı modellər ilə integrasiya etmək olar. Proqnozlaşdırma dəqiqliyi üzrə ölçmə meyarları baxımından təklif olunan hibrid yanaşmanı digər etalon metodlarla müqayisə etmək üçün empirik təhlil həyata keçirilir. Sonda bəzi əlaqəli məsələlər müzakirə edilir və nəticələr çıxarılır.

Cədvəl 2-də müxtəlif proqnoz modelləri üzrə aparılan təhlillərdən əldə edilən nəticələr qeyd olunmuşdur.

Cədvəl 2

Proqnoz modellərinin tətbiqinin analizi

	Üstünlüklər	Çatışmazlıqlar	Tətbiq sahələri
TSR	Qısamüddətli proqnozlaşdırmada bu yanaşma etibarlı görünür, xüsusən də əsas tendensiyaların qısa-müddətli pozulmasını nəzərə almaq üçün dəyişdirilmiş artım templəri ilə ekstrapolyasiya proseduru tətbiq edildikdə bu metod effektiv hesab olunur.	Uzunmüddətli perspektivdə bu tip ekstrapolyasiyanın etibarsız olacağı ehtimalı var və nəzəri cəhətdən əsaslandırmaq çətindir. Nəticə etibarlı, iqtisadi, sosial və əməliyyat şəraitinin hava nəqliyyatının inkişafına necə təsir etdiyinə əsaslanan proqnozlar, zaman sıralarının təhlili metoduna alternativlər təqdim edir.	İqtisadiyyatın müxtəlif sahələri üzrə xüsusilə nəqliyyat sektorunda daha çox qısamüddətli proqnozlaşdırmada tətbiq edilir.
ARIMAX, SARIMA, SD	ARIMAX, əvvəlki dövr dəyişənlər əsasında gələcək dövr üçün proqnozlar verir. SARIMA, analoji olaraq əvvəlki dövr dəyişənlərindən istifadə edir, eyni zamanda mövsümliliyin istənilən nümunəsini nəzərə alır. SARIMA, mövsümliliyi parametr kimi təqdim etdiyindən, dövrləri ehtiva edən mürəkkəb məlumat fəzalarını proqnozlaşdırmaqda ARIMA-dan əhəmiyyətli dərəcədə güclüdür.	ARIMAX və SARIMA xətti fərziyələr üzərində qurulub və onlar ilkin məlumatlarda gizlədilmiş qeyri-xətti nümunələri aşkarlaya bilmirlər, bu da zəif proqnozlaşdırma performansına gətirib çıxarır. (xüsusən, mürəkkəblik və qeyri-xətti olan bəzi zaman seriyaları halında).	Nəqliyyat növləri üzrə daşımaların proqnozlaşdırılmasında tətbiq edilir.
SVR, SVM	SVR, struktur risklərinin minimuma endirilməsi (SRM) prinsipinin tətbiqi ilə, hiperplan ilə verilənlər arasındakı məsafəni minimuma endirərək ən yaxşı hiperplanı əldə edərək proqnoz verməyə çalışır.	SVR, məlumat nöqtələrini təsnif edilən hiperplanın üzərində və aşağısında yerləşdirməklə işlədiyi üçün təsnifatın ehtimal izahı yoxdur. SVM alqoritm böyük verilənlər dəstləri üçün optimal deyil.	İqtisadiyyatın müxtəlif sahələri üzrə proqnozlaşdırmada tətbiq edilir. Hava nəqliyyatı üzrə yük aviadaşımalarının proqnozlaşdırılmasında tətbiq edilir.
NN, BPNN	Ənənəvi statistik və ekonometrik modellərlə müqayisədə triqonometrik regressiya modeli və süni neyron şəbəkələri (ANN) yük aviadaşımalarında konteyner ötürmə qabiliyyətinin proqnozlaşdırılması probleminə güclü qeyri-xətti həllər təqdim etmişdir.	ANN tez-tez lokal minimum qiymətinə və həddindən artıq eyniliyə məruz qalır, Genetik alqoritm (GA) və ANN kimi digər AI modelləri isə parametr seçiminə həssasdırlar.	Aviadaşımalar sektorunda, xüsusilə, yük aviadaşımaları üzrə hava limanları üçün konteyner ötürmə həcmi proqnozlaşdırılması üzrə tətbiq edilmişdir. Əlavə olaraq, iqtisadiyyatın müxtəlif sahələri üzrə proqnozlaşdırılmasında tətbiq edilir.

FSVR, IFTS	IFTs modeli iki davamlı dövr arasındakı məlumat dəyişikliklərinə və seriyanın elementləri arasında qeyri-səlis əlaqəyə əsaslanır. IFTs modeli qeyri-səlis tarixi interpolyasiyaya, gələcək proqnozlara, həmçinin qeyri-mövsümi zaman sıralarına da tətbiq oluna bilər	FSVR və IFTs modellərinin tətbiqi ilə aparılan proqnozlaşdırmalarda hər hansı ciddi nöqsanlar aşkar edilməmişdir.	İqtisadiyyatın müxtəlif sahələri üzrə proqnozlaşdırmada tətbiq edilir. Hava nəqliyyatı üzrə sərnişin və yük aviadaşımalarının proqnozlaşdırılmasında tətbiq edilir.
-------------------	---	---	---

Təhlillər göstərir ki, qeyri-müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında hibrid modellərin tətbiq edilməsi daha səmərəli və effektivdir. Belə ki, qeyri-müntəzəm aviadaşımaların proqnozlaşdırılmasında xətti, qeyri-xətti, qeyri-səlis və ehtimal əsaslı modellərin hibrid yanaşma ilə tətbiqi proqnoz nəticələrinin dəqiqliyini daha da artırma bilər.

ƏDƏBİYYAT

1. Scarpel R.A. 2013. Forecasting air passengers at São Paulo International Airport using a mixture of local experts model. *Journal of Air Transport Management* 26, 35-39.
2. Pr ofillidis V. 2000. Econometric and fuzzy models for the forecast of demand in the airport of Rhodes. *Journal of Air Transport Management* 6, 95-100.
2. Samagaio, A., Wolters M., 2010. Comparative analysis of government forecasts for the Lisbon Airport. *Journal of Air Transport Management* 16, 213-217.
3. Dupuis C., Gamache M., Pagé J.F. 2012. Logical analysis of data for estimating passenger show rates at Air Canada. *Journal of Air Transport Management* 18, 78-81.
4. Grosche T., Rothlauf F., Heinzl A. 2007. Gravity models for airline passenger volume estimation. *Journal of Air Transport Management* 13, 175-183.
5. Alekseev K.P., Seixas J.M. 2009. A multivariate neural forecasting modeling for air transport Preprocessed by decomposition: A Brazilian application. *Journal of Air Transport Management* 15, 212-216.
6. Vapnik V. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, New York.
7. Xie G., Wang S., Zhao Y., Lai K.K. 2013. Hybrid approaches based on LSSVR model for container throughput forecasting: A comparative study. *Applied Soft Computing* 13 (5), 2232-2241.
8. Doc 8991. *Manual on air traffic forecasting*, ICAO, Third edition, 2006.
9. P.S. Biederman. "The role of forecasting at trans world airlines," *The Journal of Business Forecasting*, vol. 12, no. 3, p. 3, 1993.
10. Ministry of Transportation Republic of Indonesia, *Transportation Statistic Volume 1*. Jakarta: Ministry of Transportation Republic of Indonesia, 2016.
11. Suhartono M. H., Lee and D. D. Prastyo, "Two levels ARIMAX and regression models for forecasting time series data with calendar variation effects," in *AIP Conference Proceedings*, 2015, vol. 1691, p. 050026.
12. G. Zhang, B. E. Patuwo and M. Y. Hu. "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art," *International Journal of Forecasting*, vol. 14, no. 1, pp. 35-62, 1998.
13. U. Anders and O. Korn. "Model selection in neural networks. *Neural Networks*," *Neural Networks*, vol. 12, pp. 309-323, Mar. 1999.
14. C. Cortes and V. Vapnikş. "Support-vector networks," *Machine learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.
15. H.J. Heng, B.Z. Zheng. and Y.J. Li. "Study of SVM-based air-cargo demand forecast model," in *Computational Intelligence and Security*, 2009. CIS'09. International Conference on, 2009, vol. 2, pp. 53-55.
16. A. Shabri. "Least Square Support Vector Machines as an Alternative Method in Seasonal Time Series Forecasting," *Applied Mathematical Sciences. Sci.*, vol. 9, no. 124, pp. 6207-6216, 2015.

17. Suhartono, I. Puspitasari, M.S. Akbar and M. H. Lee. "Twolevel seasonal model based on hybrid ARIMA-ANFIS for forecasting short-term electricity load in Indonesia," in Statistics in Science, Business, and Engineering (ICSSBE), 2012 International Conference on, 2012, pp. 1–5.
18. Bose M., Mali K. Designing fuzzy time series forecasting models: A survey. Int. J. Approx. Reason. 2019, 111, 78–99.
19. Vovan T. An improved fuzzy time series forecasting model using variations of data. Fuzzy Optim. Decis. Mak. 2019, 18, 151–173.
20. G.P. Zhang. "Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model," Neurocomputing, vol. 50, pp. 159–175, 2003.

MODERN APPROACHES AND IMPLEMENTATIONS IN NON-SCHEDULED AIR TRANSPORTATION FORECASTING

Agayev N.B., Nazarli D.S.
National Aviation Academy

In the article, a comparative analysis was made between the mathematical and statistical methods used in the forecasting of non-regular air transportation, and the effectiveness of the forecast results obtained through these methods was investigated based on theoretical and practical analyses. Analysis of linear, non-linear, fuzzy and hybrid methods was carried out in order to ensure optimality in the forecasting of non-regular air transportation and their integration into the mentioned transportation was studied.

Keywords: non-scheduled air transportation, forecasting models, fuzzy approach, regression analysis, hybrid approach, neural network model, seasonal decomposition, fuzzy regression.

СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ И РЕАЛИЗАЦИИ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ НЕРЕГУЛЯРНЫХ АВИАПЕРЕВОЗОК

Агаев Н.Б., Назарли Д.Ш.
Национальная Академия Aviации

В статье проведен сравнительный анализ между математическими и статистическими методами, используемыми при прогнозировании нерегулярных авиаперевозок, и на основе теоретического и практического анализа исследована эффективность результатов прогнозирования, полученных с помощью этих методов. Проведен анализ линейных, нелинейных, нечетких и гибридных методов с целью обеспечения оптимальности при прогнозировании нерегулярных авиаперевозок и изучена их интеграция в указанные перевозки.

Ключевые слова: нерегулярные авиаперевозки, модели прогнозирования, нечеткий подход, регрессионный анализ, гибридный подход, нейросетевая модель, сезонная декомпозиция, нечеткая регрессия.

Rəyçi: t.e.n., dosent S.B. Həbubullayev

Müəlliflər haqqında məlumat

Soyadı, adı, atasının adı	İş yeri	Vəzifəsi, elmi dərəcəsi, elmi adı	Əlaqə
Ağayev Nadir Bafadin oğlu	Milli Aviasiya Akademiyası	İnformasiya texnologiyaları kafedrası, t.e.d., prof.	nadir_avia@yahoo.com +994 50 372 57 01
Nəzərli Daşqın Şücaət oğlu	Milli Aviasiya Akademiyası	Avianəqliyyat istehsalatı kafedrasının doktorantı	dawqinnezerli@gmail.com +994 50 737 19 52