

**Paper Type: Original Article**

A Hybrid Framework Based on Correlation Analysis and Genetic Algorithm for Predicting Drug Consumption in Hospital Emergency Departments Considering Meteorological and Calendar Factors

Ansiyeh Bagheri**Industrial Management Department, Operations Research; E.bagheri.ase@gmail.com.***Citation:**

Bagheri, A. (2025). A hybrid framework based on correlation analysis and genetic algorithm for predicting drug consumption in hospital emergency departments considering meteorological and calendar factors. *Management: Modeling, analysis and applications*, 1(3), 195-205.

Received: 07/01/2024

Reviewed: 17/04/2024

Revised: 09/06/2024

Accepted: 15/07/2024

Abstract

Purpose: Hospital emergency departments require precise management of drugs and resources due to their high sensitivity. This study aims to develop an intelligent framework for identifying meteorological and calendar factors affecting drug consumption prediction in emergency departments and optimizing drug resource allocation.

Methodology: To achieve this goal, a combination of correlation analysis and meta-heuristic algorithms was used to select practical features. In this framework, first, by analyzing real data related to drug consumption over a year, the correlation matrix between variables was calculated, and less important features were removed. Then, prediction models were trained based on selected variables, including weather conditions, weekdays, and holidays, to maximize prediction accuracy.

Findings: The results showed that by removing ineffective variables and focusing on key factors, the accuracy of prediction models increased significantly. The proposed framework was able to identify drug consumption patterns in response to environmental and temporal conditions with high accuracy and provide the basis for optimal decision-making for resource allocation.

Originality/Value: The main innovation of the research is the design of a framework based on feature selection and the use of meta-heuristic algorithms in combination with correlation analysis to predict drug demand in the emergency department. Unlike previous studies that focused on only a few specific drugs, this research adopts a comprehensive approach based on the entire annual consumption data and has high added value from a methodological and practical perspective.

Keywords: Drug demand forecasting, Correlation analysis, Feature selection, Meta-heuristic algorithms.



Corresponding Author: E.bagheri.ase@gmail.com

<https://doi.org/10.22105/mmaa.v1i3.87>

Licensee. **Management: Modeling, Analysis and Application**. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).



ارایه یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر تحلیل همبستگی و الگوریتم ژنتیک برای پیش بینی مصرف دارو در بخش اورژانس با در نظرگیری عوامل هواشناسی و تقویمی

انسیه باقری*

گروه مدیریت صنعتی، تحقیق در عملیات.

چکیده

هدف: بخش اورژانس بیمارستان به دلیل حساسیت بالا، نیازمند مدیریت دقیق داروها و منابع است. هدف این پژوهش، توسعه یک چارچوب هوشمند برای شناسایی عوامل هواشناسی و تقویمی موثر بر پیش بینی مصرف داروها در اورژانس و بهینه سازی تخصیص منابع دارویی است.

روش شناسی پژوهش: برای دستیابی به این هدف، از ترکیب تحلیل همبستگی و الگوریتم های فراابتکاری جهت انتخاب ویژگی های موثر استفاده شده است. در این چارچوب، ابتدا با تحلیل داده های واقعی مربوط به مصرف دارو در طول یک سال، ماتریس همبستگی میان متغیرها محاسبه و ویژگی های کم اهمیت حذف شدند. سپس مدل های پیش بینی بر اساس متغیرهای منتخب شامل شرایط جوی، روزهای هفته و تعطیلات آموزش داده شدند تا دقت پیش بینی به حداکثر برسد.

یافته ها: نتایج نشان داد که با حذف متغیرهای غیر موثر و تمرکز بر فاکتورهای کلیدی، دقت مدل های پیش بینی به طور معناداری افزایش یافت. چارچوب پیشنهادی توانست الگوهای مصرف دارو را در پاسخ به شرایط محیطی و زمانی با دقت بالا شناسایی کرده و زمینه ساز تصمیم گیری بهینه برای تخصیص منابع شود.

اصالت/ارزش افزوده علمی: نوآوری اصلی پژوهش، طراحی یک چارچوب مبتنی بر FS و به کارگیری الگوریتم های فراابتکاری در ترکیب با تحلیل همبستگی برای پیش بینی تقاضای دارو در بخش اورژانس است. برخلاف مطالعات پیشین که تنها بر چند داروی خاص تمرکز داشتند، این تحقیق رویکردی جامع بر اساس کل داده های مصرف سالانه اتخاذ کرده و از منظر روش شناسی و کاربردی، دارای ارزش افزوده بالایی است.

کلیدواژه ها: پیش بینی تقاضای دارو، تحلیل همبستگی، انتخاب ویژگی، الگوریتم های فراابتکاری.

۱- مقدمه

۱-۱- بخش اورژانس: چالش ها و ضرورت پیش بینی هوشمند

بخش اورژانس به عنوان یکی از پیچیده ترین و حیاتی ترین بخش های بیمارستانی شناخته می شود که نیازمند هماهنگی دقیق و بهینه بین منابع انسانی، تجهیزات پزشکی و دارویی است. این بخش با چالش های متعددی روبه رو است که مهم ترین آن ها شامل:

- حجم بالای مراجعات: بر اساس آمارهای جهانی، بخش های اورژانس بیمارستان ها با ترافیک سنگین بیماران مواجه هستند که این امر مدیریت منابع را دشوار می سازد.
- تنوع خدمات تشخیصی و درمانی: ارایه طیف وسیعی از خدمات از موارد ساده تا شرایط بحرانی حیاتی، نیاز به برنامه ریزی دقیق دارد.
- حساسیت زمانی: در بسیاری از موارد، تصمیم گیری و اقدامات درمانی باید در بازه های زمانی بسیار کوتاه انجام پذیرد.
- عدم قطعیت در تقاضا: الگوی مراجعات بیماران اغلب غیرقابل پیش بینی و تحت تاثیر عوامل مختلفی مانند شرایط جوی، روزهای هفته و رویدادهای خاص است.

¹ Feature selection (FS)

۱-۲- پیش‌بینی به‌عنوان ابزار مدیریتی کارآمد

در این شرایط پیچیده، استفاده از روش‌های پیش‌بینی علمی به یکی از ضروری‌ترین ابزارهای مدیریتی تبدیل شده است. پیش‌بینی‌های دقیق می‌توانند:

- بهینه‌سازی تخصیص منابع انسانی
- مدیریت موجودی داروها و تجهیزات پزشکی
- کاهش زمان انتظار بیماران
- بهبود کیفیت خدمات درمانی

را به‌دنبال داشته باشند. همان‌طور که رهنمای رودپشتی و همکاران [1] اشاره کرده‌اند، مدیران برای تصمیم‌گیری‌های استراتژیک نیازمند برآوردهای دقیق از رویدادهای آینده بر اساس داده‌های تاریخی هستند.

۱-۳- نقش حیاتی FS در پیش‌بینی

چاندراشکار و ساهین [2] به‌درستی اشاره کرده‌اند که دقت مدل‌های پیش‌بینی به دو عامل اساسی وابسته است:

۱. ساختار مدل و الگوریتم یادگیری مورد استفاده
 ۲. فضای ویژگی‌های انتخاب‌شده برای آموزش مدل
- FS به‌عنوان یکی از مراحل حیاتی پیش‌پردازش داده‌ها، تاثیر مستقیمی بر عملکرد نهایی مدل دارد. هینتون و سالاخوتینو [3] نشان داده‌اند که FS با حذف ویژگی‌های کم‌اهمیت یا تکراری می‌تواند مزایای متعددی را به‌همراه داشته باشد:

- کاهش زمان آموزش و اجرای مدل
- بهبود قابلیت تفسیر نتایج
- افزایش دقت پیش‌بینی
- کاهش نیاز به فضای ذخیره‌سازی داده‌ها

۲- مرور جامع پژوهش‌های پیشین

پژوهش‌های داخلی

- عالی و همکاران [4]: بررسی الگوریتم‌های داده‌کاوی برای پیش‌بینی مصرف دارو در داروخانه‌های بیمارستانی
- محمدزاده و همکاران [5]: تحلیل سری زمانی داروهای قلبی-عروقی با استفاده از داده‌های ۱۵ ساله
- خادم قاسمی و رضایی [6]: مطالعه تاثیر عوامل آب‌وهوایی بر مصرف داروهای ضدالتهاب و ضد حساسیت
- بیگلرخانی و همکاران [7]: استفاده از شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت^۱ برای پیش‌بینی نیازهای دارویی بیمارستان‌ها

پژوهش‌های خارجی

- جیانگ و همکاران [8]: ارایه روش ترکیبی FS و یادگیری عمیق برای پیش‌بینی تقاضا
- حسین و همکاران [9]: استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی سری زمانی برای پیش‌بینی موجودی دارو
- پرمانساری و همکاران [10]: به‌کارگیری LSTM برای پیش‌بینی نیاز به داروهای گوارشی
- کیم و همکاران [11]: بررسی تاثیر عوامل هواشناسی بر ایست قلبی خارج بیمارستانی
- ریو و همکاران [12]: توسعه مدل پیش‌بینی بستری مجدد با در نظر گرفتن عوامل محیطی
- ژانگ و همکاران [13]: ترکیب اطلاعات تقویمی و هواشناسی با روش‌های مدرن یادگیری ماشین

¹ Long Short-Term Memory (LSTM)

۳- نوآوری پژوهش حاضر

با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در حوزه پیش‌بینی تقاضای دارو، خلاءهای مهمی در پژوهش‌های پیشین مشاهده می‌شود:

- عدم توجه هم‌زمان به مجموعه‌ای جامع از عوامل تاثیرگذار (هواشناسی، تقویمی و بالینی)
- استفاده محدود از روش‌های هوشمند کاهش ابعاد داده
- تمرکز بر تعداد محدودی از داروهای خاص

این پژوهش با ارایه چارچوبی نوین که ترکیبی از تحلیل همبستگی و الگوریتم‌های فراابتکاری است، گامی فراتر از مطالعات پیشین برداشته است. مهم‌ترین ویژگی‌های این پژوهش عبارت‌اند از:

۱. تحلیل جامع داده‌ها: استفاده از داده تمام داروهای پر مصرف به مدت یک سال در بخش اورژانس (نه فقط چند مورد خاص)
۲. روش‌شناسی پیشرفته:
 - تحلیل همبستگی برای غربالگری اولیه ویژگی‌ها
 - به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک برای انتخاب نهایی ویژگی‌ها
۳. داده‌های واقعی: استفاده از اطلاعات بخش اورژانس در یکی از بیمارستان‌های اصفهان و داده‌های هواشناسی معتبر

۴- مراحل انجام پژوهش

۴-۱- بررسی داده‌ها

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، داده‌های سیستم اطلاعاتی اورژانس یک بیمارستان در شهر اصفهان هستند که در انواع قرص، کپسول، آمپول، سرم، شربت، پماد، قطره، شیفاف، پودر، اسپری و ابزار مصرفی مانند سرنگ و لباس و دستکش و ... می‌باشند. در مجموع این داروها و ابزار مصرفی شامل ۵۴۴ مورد است. در مرحله پیش‌پردازش، داده‌ها مورد بررسی قرار گرفته و داده گمشده در آن‌ها وجود نداشت. در مرحله اول تحلیل، یعنی تحلیل همبستگی همه داروها مورد بررسی قرار گرفته و همبستگی تک‌تک داروها با ویژگی‌ها محاسبه شد. در مرحله دوم یعنی استفاده از الگوریتم ژنتیک در کاهش ابعاد و شناسایی مهم‌ترین ویژگی‌ها، به دلیل این‌که روی تک‌تک داروها یک‌بار الگوریتم ژنتیک اجرا شده و ویژگی‌های مهم برای هر دارو تعیین شده است، حجم محاسبات و زمان زیادی صرف شده است. به همین دلیل موارد با اهمیت کمتر یعنی موارد مصرفی حذف گردید تا بر روی داروها تحلیل بهتری انجام گیرد و در مجموع روی ۲۶۶ دارو تحلیل‌ها انجام گرفته است.

۴-۲- تعریف ویژگی‌ها

در این پژوهش با مطالعه پیشینه، برخی ویژگی‌های موثر بر پیش‌بینی تقاضا برای دارو شناسایی شده‌اند. این ویژگی‌ها عبارت‌اند از ویژگی‌های تقویمی و هواشناسی. مجموعه این ویژگی‌ها در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱- ویژگی‌های تقویمی و هواشناسی برای پیش‌بینی تقاضا.

Table 1- Calendar and meteorological characteristics for demand forecasting.

نوع ویژگی	متغیر	توضیحات
ویژگی‌های تقویمی	x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8, x9, x10, x11, x12	متغیر مربوط به ماه‌های سال
	x13, x14, x15, x16, x17, x18	متغیر مربوط به هفته‌ها در یک ماه
	x19, x20, x21, x22, x23, x24	متغیر مربوط به روزهای هفته
	x25, x26, x27, x28	متغیر مربوط به تعطیلات (آخر هفته، جشن‌ها، سوگواری‌ها و نوروز)
	x29, x30, x31, x32	متغیر مربوط به فصل‌ها
ویژگی‌های هواشناسی	x33, x34, x35	ماکزیمم، مینییم و میانگین دما
	x36, x37, x38	ماکزیمم، مینییم و میانگین رطوبت
	x39, x40, x41	ماکزیمم، مینییم و میانگین فشار هوا
	x42, x43, x44	ماکزیمم، مینییم و میانگین سرعت باد
	x45	بارش باران
	x46	پوشش ابری
	x47	سیگنال برفی
	x48	گرد و غبار یا مه

در مجموع ۴۸ ویژگی در این پژوهش در نظر گرفته شده است.

مرحله ۱- تحلیل همبستگی

در این مرحله، از ضریب همبستگی پیرسون برای بررسی رابطه خطی بین متغیرها استفاده شده است. ویژگی هایی که ضریب همبستگی آن ها با متغیر هدف کمتر از ۰/۱ بوده، از مجموعه حذف شده اند. این کار به دلایل زیر انجام شده است:

- کاهش نویز در داده ها
- افزایش سرعت پردازش
- بهبود دقت نهایی مدل

پس از انجام تحلیل همبستگی و با معیار ذکر شده در بالا و همچنین بررسی همبستگی معنی دار با داروها طبق جدول ۲، ویژگی های هواشناسی ماکزیمم فشار هوا، مینیمم فشار هوا، میانگین فشار هوا، حداقل سرعت باد از مجموعه ویژگی ها حذف شدند.

جدول ۲- بیشترین همبستگی بین داروهای مشابه و ویژگی های هواشناسی.

Table 2- Highest correlation between similar drugs and meteorological characteristics.

1541660244	کاغذ ۷۰*۸۰	تست نوار قلب	1	سیگنال برفی
58	چست لید	مورد استفاده در نوار قلب	0.373683	سیگنال برفی
7989878	ژل الکترو (۱ لیتری)	تست نوار قلب و مغز	0.305636	سیگنال برفی
1541655486	کاغذ دستگاه زول	دستگاه الکتروشوک	0.813478	سیگنال برفی
1541659372	لوله تراشه کافدار ۴/۵ (سوپا)	لوله مجرای تنفسی	-0.46549	حداقل سرعت باد
1541659895	نبولایزر دانولین	مشکلات تنفسی	0.384265	حداقل رطوبت
1541659310	برم هگزین	بیماری های تنفسی یا سرماخوردگی	-0.34037	حداقل دما
1541656572	آترونت خارجی	بیماری تنفسی مزمن	0.336805	متوسط دما
1541659981	نبولایزر پالمیکورت ۵/۰	درمان انسداد ریوی مزمن	0.336391	حداقل رطوبت
1541656572	آترونت خارجی	بیماری تنفسی مزمن	0.326756	حداقل دما
1541656668	سروتاید هندی ۲۵۰	درمان آسم	0.320123	حداقل دما
1541659895	نبولایزر دانولین	مشکلات تنفسی	0.316333	متوسط رطوبت
1541656668	سروتاید هندی ۲۵۰	درمان آسم	0.314134	متوسط دما
9679841	اترونت ایرانی	بیماری تنفسی مزمن	0.307405	حداقل رطوبت
1541656572	آترونت خارجی	بیماری تنفسی مزمن	0.301286	حداکثر دما
9679841	اترونت ایرانی	بیماری تنفسی مزمن	-0.30025	متوسط دما
1541658962	نوار قند خون (بایونیم)	تست میزان قند خون	0.364925	سیگنال برفی
1116	دکستروز ۱۰% نیم لیتری	افزایش قند خون پایین	-0.34502	حداقل دما
1541659999	نوار قند خون ایزی گلوکو (هر عدد)	اندازه گیری قند خون	-0.30518	حداکثر دما
1541659999	نوار قند خون ایزی گلوکو (هر عدد)	تست میزان قند خون	-0.30186	متوسط دما
5	فورزماید ۴۰	فشارخون بالا، نارسایی قلبی	-0.30341	متوسط دما
45888	دیلتایزیم ۶۰	کاهش فشارخون و گشاد کردن شریان خون	-0.3024	حداقل دما
5	فورزماید ۴۰	فشارخون بالا، نارسایی قلبی	-0.35212	حداکثر دما
464646	آملودیپین ۵	کاهش فشارخون	0.317546	حداقل رطوبت

در این جدول قابل مشاهده است که بیشتر مشکلات جدی که نیازمند تست نوار قلب و مغز و دستگاه الکتروشوک بوده با سیگنال های برفی در هواشناسی رابطه مستقیم دارند. مشکلات تنفسی و قلبی غیر حاد عموماً مرتبط با تغییرات دمایی و رطوبت هستند.

مرحله ۲- FS با الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک به کار رفته در این پژوهش دارای ویژگی های منحصر به فردی است:

۱. نمایش کروموزومی: هر کروموزوم به صورت رشته‌ای باینری با طول ۴۸ بیت (مطابق با تعداد ویژگی‌های اولیه) تعریف شده است.
 ۲. تابع برازش: از خطای پیش‌بینی شبکه عصبی به عنوان معیار سنجش کیفیت راه‌حل‌ها استفاده شده است.
 ۳. اپراتورهای ژنتیکی:
 - انتخاب: روش چرخ رولت با احتمال انتخاب متناسب با میزان برازش
 - ترکیب: عملگر یکنواخت با احتمال 0.7
 - جهش: عملگر تصادفی با احتمال 0.01
 ۴. اجرای الگوریتم: الگوریتم ژنتیک به صورت جداگانه برای هر دارو اجرا شده و در این فرآیند، برای هر دارو مجموعه‌ای از ویژگی‌های هواشناسی و تقویمی به عنوان ورودی و میزان مصرف دارو به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. برای ارزیابی کیفیت هر کروموزوم، از مدل رگرسیون خطی و اعتبارسنجی متقابل پنج‌گانه^۱ استفاده شده و هدف بیشینه‌سازی مقدار R^2 مدل است که میزان دقت پیش‌بینی مصرف دارو را نشان می‌دهد.
 ۵. پارامترهای الگوریتم: تعداد جمعیت اولیه 50 ، تعداد نسل‌ها 30 ، احتمال ترکیب 0.5 و احتمال جهش 0.2 تعیین شد. همچنین، از روش انتخاب تورنمنتی با اندازه نمونه 3 برای انتخاب افراد برتر در هر نسل استفاده شد.
 ۶. نتایج FS : در پایان اجرای الگوریتم برای هر دارو، لیستی از ویژگی‌های منتخب به همراه مقدار R^2 حاصل ذخیره شده است. این اطلاعات در قالب یک فایل اکسل خلاصه گردآوری گردیده که برای تحلیل‌های بعدی و انتخاب مدل‌های نهایی می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.
- پس از انجام الگوریتم ژنتیک روی هر دارو برای تعیین مهم‌ترین ویژگی‌ها، نتایج R -square به شرح جدول ۳ به دست آمده است.

¹ Five- fold cross-validation

جدول ۳- لیست داروهای مورد بررسی در پژوهش و مقدار R^2 محاسبه شده برای هر دارو.Table 3 - List of drugs studied in the study and the R^2 value calculated for each drug.

نام دارو	R-square	نام دارو	R-square	نام دارو	R-square	نام دارو	R-square
آپوراستاتین ۲۰	0.43	کاپوریل ۲۵	0.50	انسولین رگولار	0.62	کتانین ۵۰۰	0.41
آپوراستاتین ۴۰	0.33	کارودیول ۶/۲۵	0.58	انسولین لاتئوس	0.61	کتورولاک ۳۰ م	0.65
آپوراستاتین ۱۰	-0.01	کلریدازوکساید ۵	0.60	انسولین نواسیکس	0.59	کلریدازوکساید ۱۰	0.62
آسپرین ۱۰۰	0.59	کلسیم دی	0.61	انوکسپارین ۶۰۰۰	0.64	یک سوم دو سوم ۱۰۰۰	0.65
آسپرین ۳۲۵	0.63	کلیدیکل (سوکس)	0.63	انوکسپارین ۴۰۰۰ (سلکسان)	0.48	یک سوم دو سوم ۵۰۰	0.61
آسپرین ۸۰	0.49	کلونازپام ۱ میلی	0.67	ایمی پنم ۵۰۰	0.64	آلومینیوم ام جی اس شربت	0.60
آلبرازلام ۰.۵	0.66	کلیدیکل سی	0.40	پتامتازول آ	0.63	برم هگزین شربت	0.62
آلبرازلام ۱	0.68	کوتینین ۵۰	0.64	برم هگزین	0.62	پرومتازین شربت	0.64
آملودیپین ۵	0.58	گلی بن کلامید	0.02	بی پردین	0.56	پیراستام شربت	0.63
اریتریتول ۴۰۰	0.60	لوتیراستام ۵۰۰ (لویل)	0.56	پتاسیم کلراید	0.50	توفیلین جی	0.63
استامینوفن ۳۲۵	0.60	لورنادین	0.63	پندین ۵۰	0.65	دکسترومتورفان	0.62
استامینوفن ۵۰۰	0.79	لورازپام ۱	0.55	پروپرانولول	0.59	دیفن هیدرامین ساده	0.61
استامینوفن کمین	0.58	لورازپام ۲۵	0.53	پروپول بیست	0.59	دیفن هیدرامین کمپاند	0.58
اسیدوفلیک ۵	0.64	لورازپام ۵۰	0.59	پرومتازین	0.57	گایافراتین شربت	0.61
اگزازپام ۱۰	0.58	لورازپام + هیدروکلر تیازید	0.63	پنتیورازول ویتال	0.54	لاکتول شربت	0.60
اندانسترون ۴ میلی گرم	0.49	لووتیروکسین ۱/۰	0.73	پنی سیلین ۶/۳	0.62	منیزیم هیدروکساید ۸٪	0.62
ایبوپروفن ۴۰۰	0.62	متادون ۵	0.96	پیروکسیکام	0.62	لوریکانتال	0.57
بالکوفن ۱۰	0.62	مترونیدازول ۲۵۰	0.60	تتالین (تتاکام)	0.67	تتراسایکلین جلدی ۳٪	0.58
بالکوفن ۲۵	0.69	متفورمین ۵۰۰	0.56	تراگزامیک اسید امبول	0.59	تتراسایکلین چشمی	0.97
بناهستین ۸ م	0.61	متورال ۵۰	0.46	تری فلوپرازین	0.59	زینک اکساید	0.55



جدول ۳- ادامه.
Table 3 - Continued.

نام دارو	R-square	نام دارو	R-square	نام دارو	R-square	نام دارو	R-square
بی پریدین قرص	0.40	متوکاربامول	0.70	تیونیتال ۵۰۰	0.57	متیزیم سولفات ۲۰٪	0.57
بیزاکودیل	0.61	ممانتین ۵ (آلزیکسا)	0.61	تیونیتال ۱ گرم	0.49	میدالام ۵	0.61
بیسموت	0.63	مونتاوکاست ۵ (ملوکاست)	0.54	چنتامایسین ۴۰	0.57	نالوکسان	0.60
پردنیزولون ۵	0.58	مونتاوکاست ۱۰ (ملوکاست)	0.55	چنتامایسین ۸۰	0.93	نورایی نفرین	0.43
پردنیزولون ۵۰	0.58	نیتروکانتین ۶/۲	0.65	دکستروز ۵۰ ویال	-0.18	نوروبیون	0.62
پول نیتروگلیرسین	0.59	هالوپریدول ۵/۰	0.41	دکستروز ۲٪	0.57	نیتروگلیرسین ۱۰	0.61
پروپرانول ۱۰	0.56	هیدروکسی زین ۲۵	0.65	دگزامتازون	0.52	نیتروگلیرسین ۵	0.61
پروپرانول ۲۰	0.65	وارفارین ۵	0.45	دوبوتامین	0.62	هالوپریدول	0.58
پروپرانول ۴۰	0.22	والزارتان ۸۰	0.11	دوپامین	0.60	هیپارین ۵۰۰۰	0.64
پنتو پرازول ۲۰	0.73	آزیترومایسین ۲۵۰	0.59	دی سیکلومین	0.59	هیدروکورتیزون	0.54
پنتو پرازول ۴۰	0.74	آزیترومایسین ۵۰۰	0.59	دیپیرام آمپول	0.62	هیوسین ۱ م	0.61
تاواکس ۵۰۰	0.62	تامسولوسین ۰/۴	0.60	دیفن هیدرامین	0.58	وړایامیل	0.48
تاوکس ۷۵۰	0.57	گاباپنتین ۱۰۰	0.73	دیکلوفناک	0.61	ویال استامینوفن (پار استامول)	0.59
دیگوکسین	0.40	نیتروگلیرسین	0.57	دیگوسین	0.55	ویتامین وانکومایسین	0.60
دیلتازیم ۶۰	0.51	فلوفنازین	0.64	رانتیدین	0.59	ویتامین k 10	0.58
دیفن هیدرینات	0.60	آب مقطر	0.55	سالمیتیدین	0.62	ویتامین ب کمپلکس	0.64
رانتیدین ۱۵۰	0.56	آتروپین ۰/۵	0.60	سدیم بی کرینات ویال	0.57	ویتامین ب ۱۲ صد	0.61
رهاکین ۵۰۰ ایرانی	0.63	آدنوزین	0.60	سدیم کلرید	0.62	ویتامین ب ۱۰۰ (۵۰ میلی)	0.59
سدیم پیکرینات	0.70	آسیکلوویر ۲۵۰	0.60	سدیم والپروات ۴۰۰ (دپاکین)	0.69	امینو اسید ۱۰٪	0.72
سدیم والپروات ۲۰۰	0.63	آلبومین ۲۰	0.88	سدیم والپروات ۴۰۰ (روپاکین)	0.57	آمینو اسید ۵٪	0.64

جدول ۳- ادامه.

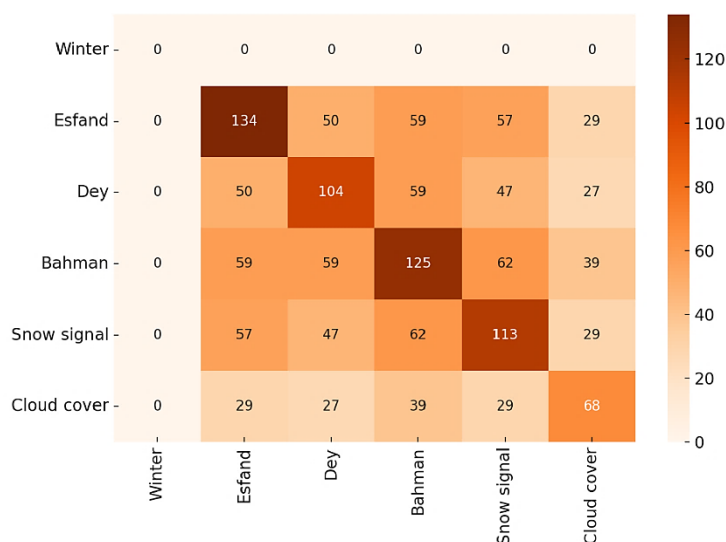
Table 3 – Continued.

نام دارو	R-square	نام دارو	R-square	نام دارو	R-square	نام دارو	R-square	نام دارو	R-square
سرم اخوردكي بزرگسالان	0.69	آمپول	0.58	سفازولين يك گرمي	0.72	دكستروز ۱۰% نيم ليتري	0.70	پكلومتازون ۲۵۰	0.62
سوماتريپتان ۵۰	0.57	استامينوفن (پاراستامول)	0.54	سفنازديم ۱ گرم	0.27	دكستروز ۵% نيم ليتري	0.64	پكلومتازون ۲۵۰ دهاني	0.64
سيپروفلوكساسين ۲۵۰	0.59	آمپودارون	-0.43	سفترياكسون ۱ گرمي	0.57	دكستروز سالين (۱۰۰۰ سي)	0.31	دسموپرسين بيني	0.67
سيپروفلوكساسين ۵۰۰	0.59	آيزون سوكرز (فرمده)	0.58	سفتری زوكسيم ۱ گرم	0.61	دكستروز سالين (۵۰۰ سي)	0.58	ساليونامول	0.62
سيئالوپرام ۴۰	0.61	اين تفرين ۱ ميلي گرم	0.60	سوكسينيل ۱۰۰ در ۲ سي	0.63	دكستروز ۵% ۱ ليتري	0.60	سرونايد هندي ۲۵۰	0.63
سيئالوپرام ۲۰	0.68	اين تفرين وریدی عضلانی	0.64	سوكسينيل ۵۰۰ آمپول	0.62	رينگر ۰.۵ ليتري	0.63	سيميكورت ۱۶۰ mg	0.62
سينازين ۷۵	0.60	اتوميديت ۲۰	0.60	سوكسينيل (۱۰۰ ميلي)	0.62	رينگر لاکتات نيم ليتري	0.58	سيميكورت ۳۲۰ mg	0.57
سينازين ۲۵	0.56	استرپتوكيناز ۱۵۰۰۰۰۰	0.60	سيپروفلوكساسين ۲۰۰ ميلي	0.51	رينگر يك ليتري	0.59	نيولايز ساليونامول	0.64
فروس سولفات	0.49	استيل سيستئين (ويال)	0.65	سيتي كولين	0.45	سدیم کلراید ۱۰۰۰ تزریقی	0.59	نيولايز پالميكورت ۵۰	0.63
فكسوفنادين ۶۰	0.57	اكترونايد	0.60	فلومازنيل	0.63	سدیم کلراید تزریقی ۵۰۰	-1.64	نيولايز دانولين	0.34
فلوموسل جوشان	0.64	امتی پاک ۵۰، ۲۴۰ ميلي	0.58	فتنانيل ۲ ميلي	0.72	سدیم کلراید ۰.۹ نیم ليتري	0.52		
فنازوپيردين	0.60	امتی پاک ۵۰، ۳۰۰ ميلي	0.62	فنيواريئال ۲۰۰	0.59	تزریقی	0.26		
فورزماید ۴۰	0.60	انداسترون ۴ ميلي گرم	0.55	فنی تونين ايراني	0.56	سدیم کلراید تزریقی کیسه ای ۱۰۰۰	0.28		
فیناسترید ۵	0.58	انسولين ان پی اچ	0.62	فورزماید ۲۰	0.62	سرم سدیم کلراید ۴۵/۰ (۱۰۰۰ سي)	0.62		

داده‌های جدول نشان داده است که برای برخی داروها شامل استامینوفن ۵۰۰، پنتوپرازول ۲۰، پنتوپرازول ۴۰، سدیم بیکربنات، لووتیروکسین ۱/۰، متادون ۵، متوکاربامول، گاباپنتین ۱۰۰، آلبومین ۲۰، جنتامایسین ۸۰، سفازولین یک گرمی، فنتانیل ۲ میلی، مرفین ۱۰ میلی، مروپنم ۵۰۰ ایرانی، امینو اسید ۱۰٪، دکستروز ۱۰٪ نیم لیتری، تتراسیکلین چشمی مقدار R^2 از ۰/۷ بیشتر بوده که دقت خوب مدل انتخاب ویژگی را برای این داروها نشان می‌دهد. در مورد تعداد کمی از داروها هم این مقدار منفی به دست آمده که عملکرد ضعیف مدل در مورد این داروها را نشان می‌دهد و می‌تواند به دلیل تاثیر سایر عوامل محیطی باشد. در ادامه نقشه حرارتی برای هم وقوعی برخی ویژگی‌های مرتبط در مصرف داروها آمده است.

۵- نقشه حرارتی هم‌وقوعی ویژگی‌ها

نقشه حرارتی شکل ۱ نشان‌دهنده تعداد دفعاتی است که هر جفت ویژگی از میان زمستان، اسفند، بهمن، دی، سیگنال برفی و پوشش ابری به‌طور هم‌زمان در مدل‌های انتخاب ویژگی ظاهر شده‌اند. این تحلیل بر اساس مدل‌هایی انجام شده که در آن‌ها این ویژگی‌ها حداقل یک‌بار انتخاب شده‌اند.



شکل ۱- هم‌وقوعی ویژگی‌های زمستان، اسفند، بهمن، دی سیگنال برفی و پوشش ابری.

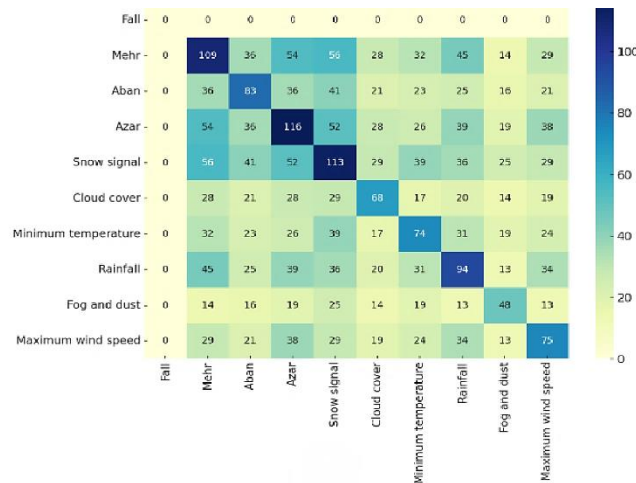
Figure 1- Co-occurrence of winter, March, February, snow signal, and cloud cover characteristics.

ویژگی‌های زمستان، اسفند، بهمن و دی به‌طور معناداری با یکدیگر هم‌زمان ظاهر شده‌اند. این نشان می‌دهد که این چهار ویژگی به‌عنوان نماینده‌های متفاوتی از فصل زمستان یا سرما در مدل‌ها نقش داشته‌اند و اغلب با همدیگر هم‌پوشانی داشته‌اند. به‌ویژه هم‌وقوعی بالا بین دی و بهمن احتمالاً ناشی از شباهت شرایط اقلیمی یا الگوهای تقاضا در این ماه‌ها است.

سیگنال برفی نسبت به سایر ویژگی‌ها هم‌وقوعی کمتری دارد. این نشان می‌دهد که این ویژگی معمولاً به‌صورت مستقل یا در شرایط خاصی در مدل انتخاب شده و کمتر با سایر متغیرهای زمستانی ظاهر شده است. این می‌تواند ناشی از آن باشد که وجود برف تنها در برخی مناطق یا داروهای خاص اهمیت دارد و در همه شرایط زمستانی تاثیرگذار نیست.

این ویژگی نیز با ویژگی‌های زمستانی هم‌زمانی متوسطی دارد. اگرچه پوشش ابری در فصل زمستان زیاد است، ولی انتخاب آن در مدل‌ها به‌احتمال زیاد وابسته به شرایط خاص تقاضای دارو بوده است.

به‌طور کل ویژگی‌های زمانی و فصلی (مانند ماه‌های زمستان و خود فصل زمستان) به‌طور قوی با یکدیگر هم‌وقوع هستند که می‌تواند نشان‌دهنده نقش مهم سرما و زمان تقویمی در مصرف برخی داروها باشد.



شکل ۲- هم‌وقوعی ویژگی‌های پاییز، مهر، آبان، آذر، سیگنال برفی، پوشش ابری، حداقل دما، بارش باران، گردوغبار و حداکثر سرعت باد.

Figure 2- Co-occurrence of autumn, October, November, December features, snow signal, cloud cover, minimum temperature, rainfall, dust, and maximum wind speed.

در نقشه حرارتی شکل ۲ نشان داده شده است که ویژگی‌های پاییزی مانند پاییز، مهر، آبان، آذر و عوامل آب‌وهوایی مثل هوای بارانی، سیگنال برفی، حداقل دما و ... چگونه با یکدیگر در مدل‌ها هم‌زمان انتخاب شده‌اند. این نقشه هم‌وقوعی نشان می‌دهد که هر جفت از ویژگی‌های انتخابی، چند بار به‌صورت هم‌زمان در یک مدل (برای داروهای مختلف) ظاهر شده‌اند. این تحلیل بر پایه ویژگی‌های زیر انجام شده:

ویژگی‌های زمانی (فصلی): پاییز، مهر، آبان، آذر و ویژگی‌های آب‌وهوایی: سیگنال برفی، پوشش ابری، حداقل دما، هوای بارانی، گردوغبار، حداکثر سرعت باد.

هم‌پوشانی قوی بین ویژگی‌های زمانی مهر، آبان، آذر و پاییز وجود دارد. این نشان می‌دهد که داروهایی که در پاییز استفاده می‌شوند، معمولاً به‌طور کلی به کل فصل پاییز نسبت داده شده‌اند.

۱. پاییز هم‌زمانی خوبی با ویژگی‌هایی مانند هوای بارانی، پوشش ابری و حداقل دما دارد. این نتیجه منطقی است، چراکه پاییز معمولاً با کاهش دما، بارندگی و آسمان ابری همراه است و این شرایط بر نیاز به برخی داروها تأثیر می‌گذارد.

۲. از سوی دیگر، گردوغبار و سیگنال برفی در مقایسه با سایر ویژگی‌ها هم‌وقوعی کمتری با دیگر ویژگی‌ها دارند. احتمالاً این دو ویژگی در مناطق خاص یا در داروهایی خاص (مثلاً داروهای تنفسی یا آلرژی) نقش مهم‌تری داشته‌اند.

۳. حداکثر سرعت باد ارتباط پراکنده دارد: این ویژگی هم‌زمانی محدودی با سایر ویژگی‌ها دارد که ممکن است نشان دهد تأثیر آن در مدل‌ها کمتر بوده یا تنها در شرایط خاصی تأثیرگذار بوده است.

به‌طور کلی ویژگی‌های پاییزی هم‌پوشانی قوی و منسجمی با یکدیگر دارند و احتمالاً نقش مهمی در تقاضای فصلی داروها ایفا می‌کنند. ویژگی‌هایی مانند هوای بارانی و پوشش ابری نیز اغلب همراه با این فصل ظاهر شده‌اند که نقش آن‌ها را به‌عنوان عوامل پیش‌بینی‌کننده قوی تقویت می‌کند. در مقابل، ویژگی‌هایی مانند سیگنال برفی، گردوغبار حداکثر سرعت باد نقش‌های خاص‌تر و محدودتری دارند و ممکن است اثر منطقه‌ای یا دارویی خاص داشته باشند. این نقشه‌های حرارتی می‌تواند برای بررسی ارتباط سایر ویژگی‌ها نیز ترسیم گردد.

۶- نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف ارایه یک چارچوب برای تعیین مهم‌ترین عوامل در مصرف دارو در بخش اورژانس از داده‌های واقعی یک بیمارستان و همچنین داده‌های هواشناسی و تقویمی استفاده کرده است تا مدلی برای پیش‌بینی تقاضای دارو، چارچوبی ترکیبی از تحلیل همبستگی و الگوریتم‌های فراابتکاری ارایه گردد. با بهره‌گیری از داده‌های واقعی یک‌ساله و انتخاب دقیق ویژگی‌های تأثیرگذار، مدلی ارایه شده است که می‌تواند در پژوهش‌های آتی میزان مصرف داروها را پیش‌بینی نماید. نتایج حاکی از آن است که شرایط آب‌وهوایی و زمان‌های خاص سال، نقش مهمی در تغییرات مصرف دارو دارند و در صورت توجه به این عوامل می‌توان برنامه‌ریزی بهتری برای تأمین و توزیع دارو انجام داد.

منابع

- [1] Rahnamae Rudposhti, F., Nikomaram, H., Shahvardiani, S. (2019). *Strategic financial management (Value creation) based on risk management*. Hakim Bashi Publications. **(In Persian)**. <https://b2n.ir/pf1519>
- [2] Chandrashekar, G., & Sahin, F. (2014). A survey on feature selection methods. *Computers & electrical engineering*, 40(1), 16–28. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2013.11.024>
- [3] Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 313(5786), 504–507. <https://doi.org/10.1126/science.1127647>
- [4] Aali, M., Kargarbideh, M. J., & Aali, L. (2016). Optimization of drug purchasing using data mining techniques. case study: Shahid sadoughi hospital, yazd. *The second conference on computer and network technology vision in 2030*. **(In Persian)**. Yazd, Iran. Civilica. <https://civilica.com/doc/654981/>
- [5] Mohammadzadeh, M., Rasuli, P., & G. T. (2017). Trend analysis and future market forecasting of cardiovascular drugs in Iran. *Research in medicine*, 41(2), 120-129. **(In Persian)**. <https://pejouhesh.sbmu.ac.ir/article-1-1620-fa.html>
- [6] Khadem Ghasemi, M., & Rezaei, M. M. (2018). Studying the effect of weather on the use of anti-inflammatory and anti-allergic drugs; case study: Cetirizine and dexamethasone. *The second national conference on meteorology and hydrology of Iran*. **(In Persian)**. Khorasan Razavi, Iran. Civilica. <https://civilica.com/doc/780982/>
- [7] Biglarkhani, A., Abbasi, R., & Sanaei, M. (2023). Medicine consumption forecasting in hospitals using long short-term memory model. *Hospital*, 21(4), 22-35. **(In Persian)**. https://jhosp.tums.ac.ir/browse.php?a_id=6568&sid=1&slc_lang=fa
- [8] Jiang, S., Chin, K.-S., Wang, L., Qu, G., & Tsui, K. L. (2017). Modified genetic algorithm-based feature selection combined with pre-trained deep neural network for demand forecasting in outpatient department. *Expert systems with applications*, 82, 216–230. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.017>
- [9] Hussein, B. R., Kasem, A., Omar, S., & Siau, N. Z. (2018). A data mining approach for inventory forecasting: A case study of a medical store. *International conference on computational intelligence in information system* (pp. 178–188). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03302-6_16
- [10] Permanasari, A. E., Fitriana, I., & Fauziati, S. (2018). Predicting the amount of digestive enzymes medicine usage with LSTM. *International journal on advanced science, engineering and information technology*, 8(5), 1845–1849. <https://ijaseit.insightsociety.org/index.php/ijaseit/article/view/6511>
- [11] Kim, J. H., Hong, J., Jung, J., & Im, J. S. (2020). Effect of meteorological factors and air pollutants on out-of-hospital cardiac arrests: a time series analysis. *Heart*, 106(16), 1218–1227. <https://doi.org/10.1136/heartjnl-2019-316452>
- [12] Ryu, B., Yoo, S., Kim, S., & Choi, J. (2021). Thirty-day hospital readmission prediction model based on common data model with weather and air quality data. *Scientific reports*, 11(1), 23313. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-02395-9>
- [13] Zhang, Y., Zhang, J., Tao, M., Shu, J., & Zhu, D. (2022). Forecasting patient arrivals at emergency department using calendar and meteorological information. *Applied intelligence*, 52(10), 11232–11243. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-03085-9>