Feyz Medical Sciences Journal
2023, Volume 27, Issue 5
Pages: 559-565
Doi: 10.48307/FMSJ.2023.0.5.561
Original Article

Prediction of hepatic encephalopathy complication in liver transplant patients using support vector machine algorithm in active middle-aged women

Bakhtyar Tartibian [1]*, Leila Fasihi [2], Rasoul Eslami [1], Ahmad Fasihi [3]

[1] Department of Exercise Physiology, Faculty of Physical Education and Sport Sciences, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran
[2] Department of Physical Education and Sport Sciences, Faculty of Humanities, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
[3] Department of Physical Education and Sport Sciences, Faculty of Literature and Humanities, Malayer University, Malayer, Iran

[*]**Corresponding author: Bakhtyar Tartibian**, Department of Exercise Physiology, Faculty of Physical Education and Sport Sciences, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran
Email: ba.tartibian@gmail.com

Received: 18 April 2023 **Revised:** 18 November 2023 **Accepted:** 18 November 2023

Abstract

Background and Aim: In liver transplant patients, the occurrence of postoperative complications increases the length of hospitalization, care of patients and the costs of treatment. The aim of this study was to predict the complications of hepatic encephalopathy in liver transplant patients using the support vector machine (SVM) algorithm in active middle-aged women.

Methods: The statistical population included 652 patients, among them, 165 active middle-aged women with encephalopathy symptoms who underwent liver transplantation during 2011-2022 were included. SVM algorithm was used to predict the complications of hepatic encephalopathy in liver transplant patients and MATLAB software was used for data analysis.

Results: Using 14 features related to laboratory, anthropometry and lifestyle data, the SVM algorithm can predict people with and without hepatic encephalopathy complications with 81.2% accuracy and 74.6% precision.

Conclusion: According to the accuracy of the SVM algorithm on the data, it seems that this system may help physicians predict the risk of hepatic encephalopathy complications after transplantation with high accuracy and the lowest cost. Computer-based decision support systems can reduce poor clinical decisions and also minimize costs associated with unnecessary clinical trials.

Keywords: Liver transplantation, Encephalopathy, Support vector machine algorithm, Middle-aged women

Copyright© 2023. This open-access article is published under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License which permits Share (copy and redistribute the material in any medium or format) and Adapt (remix, transform, and build upon the material) under the Attribution-NonCommercial terms. Downloaded from: http://feyz.kaums.ac.ir/

مجله علوم پزشکی فیض
دوره ۲۷، شماره ۵، آذر و دی ۱۴۰۲
صفحات: ۵۶۵-۵۵۹
Doi: 10.48307/FMSJ.2023.0.5.561
اصیل پژوهشی

پیش بینی عارضه آنسفالوپاتی کبدی در بیماران پیوند کبد با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در زنان میانسال فعال

بختیار ترتیبیان [۱*]، لیلا فصیحی [۲]، رسول اسلامی [۱]، احمد فصیحی [۳]

[۱] گروه فیزیولوژی ورزشی، دانشکده تربیت بدنی و علوم ورزشی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
[۲] گروه تربیت بدنی و علوم ورزشی، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
[۳] گروه تربیت بدنی و علوم ورزشی، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران

دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۱/۲۹ **اصلاح مقاله:** ۱۴۰۲/۰۸/۲۷ **پذیرش مقاله:** ۱۴۰۲/۰۸/۲۷

چکیده

زمینه و هدف: در بیماران پیوند کبد، بروز عوارض بعد از عمل، زمان بستری و مراقبت بیماران را طولانی‌تر و هزینه‌های درمان را افزایش می‌دهد. هدف از این مطالعه پیش بینی عارضه آنسفالوپاتی کبدی در بیماران پیوند کبد با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در زنان میانسال فعال بود.

روش‌ها: جامعه آماری شامل ۶۵۲ بیمار بودند که از بین آنها، ۱۶۵ زن میانسال فعال دارای علائم آنسفالوپاتی که طی سال‌های ۱۳۸۰-۱۴۰۱ پیوند کبد انجام داده بودند به صورت در دسترس وارد مطالعه شدند. از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای پیش بینی عارضه آنسفالوپاتی کبدی در بیماران پیوند کبدی و از نرم افزار MATLAB برای تجزیه و تحلیل داده‌ها استفاده شد.

یافته‌ها: با استفاده از ۱۴ ویژگی مربوط به اطلاعات آزمایشگاهی، آنتروپومتری و سبک زندگی آزمودنی‌ها، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، می‌تواند با دقت ۸۱/۲ درصد و صحت ۷۴/۶ درصد افراد با و بدون عارضه آنسفالوپاتی کبدی را پیش بینی کند.

نتیجه‌گیری: با توجه به دقت الگوریتم ماشین بردار پشتیبان روی داده‌ها، به نظر می‌رسد این سیستم بتواند با دقت بالا و با صرف کمترین هزینه پزشکان را در پیش بینی خطر عارضه آنسفالوپاتی کبدی بعد از پیوند، یاری نماید. سیستم‌های پشتیبانی تصمیم گیری مبتنی بر کامپیوتر می‌توانند تصمیمات بالینی ضعیف را کاهش دهند و همچنین هزینه‌های مربوط به آزمایش‌های بالینی غیرضروری را به حداقل رسانند.

کلیدواژه‌ها: پیوند کبد، آنسفالوپاتی، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، زنان میانسال

*نویسنده مسئول: **بختیار ترتیبیان** پست الکترونیک: ba.tartibian@gmail.com
آدرس: گروه تربیت بدنی و علوم ورزشی، دانشکده تربیت بدنی و علوم ورزشی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران

مقدمه

امروزه، بیماری‌های مزمن کبدی رو به افزایش هستند و از دلایل مهم مرگ‌ومیر بیماران محسوب می‌شوند [۱]. بیماری‌های مزمن کبدی پیشرفته مانند نارسایی مزمن، بیماری‌های متابولیک کبدی، سیروز صفراوی اولیه، کلانژیت اسکلروزان، آترزی مجاری صفراوی، بیماری کبدی ناشی از الکل و دارو و بدخیمی‌های کبدی، سبب اختلال عملکرد غیرقابل برگشت کبد می‌شوند [۲]. عوامل متعددی موجب بروز این بیماری‌های کبدی می‌شوند که از مهم‌ترین آنها می‌توان کبد چرب، سیروز کبدی، سرطان کبد، انسداد یا عدم وجود مادرزادی مجرای صفراوی، نکروز حاد کبدی، بیماری‌های متابولیک، کبد الکلی، کمبود آلفا-۱ آنتی تریپسین (انباشتگی غیرطبیعی آلفا-۱ آنتی تریپسین در کبد در نتیجه سیروز)، هموکروماتوز (یک بیماری ارثی شایع با تجمع آهن در بدن)، ویروس‌های هپاتیت (A، B و C)، سرطان کبد، ترومبوز عروق کبد، بیماری ویلسون (یک بیماری نادر با تجمع مس در بدن از جمله در کبد)، استنشاق گازهای مضر، مصرف آب و غذاهای آلوده به باکتری‌ها و ویروس‌ها، مصرف طولانی مدت و بیش از اندازه الکل، مواد مخدر و داروهای مسکن، ژنتیک و سابقه خانوادگی، افزایش وزن و چاقی را نام برد [۳].

آخرین مرحله در درمان بیماران کبدی، پیوند کبد است که ریسک بالایی دارد. پیشینه پیوند کبد به سال ۱۹۶۴ میلادی برمی‌گردد اما از سال ۱۹۸۰ میلادی به بعد به عنوان یک روش درمان مورد تایید قرار گرفت. پیوند کبد در کشورهای زیادی انجام می‌گیرد که آمریکا در رتبه اول قرار دارد [۴]. در ایران در سال ۱۳۷۲ در بیمارستان نمازی شیراز، اولین پیوند کبد انجام شد و سپس سالی یک یا دو عمل پیوند انجام می‌شد، این روند تا سال ۱۳۷۹ ادامه داشت که پس از تصویب مجلس در خصوص اهدای اعضاء بدن از فردی که دچار مرگ مغزی شده، رشد چشمگیری داشت. بیمارستان نمازی شیراز پیشرو در عمل پیوند کبد در ایران است [۵].

مرگ و میر پس از پیوند کبد به ۳ درصد کاهش یافته است، اما بروز عوارض پس از پیوند کبد همچنان بالا باقی مانده است که در ۲۰ تا ۵۰ درصد موارد رخ می‌دهد [۶]. بروز عوارض بعد از پیوند کبد باعث افزایش سختی پرستاری، طولانی شدن زمان بستری بیماران و افزایش هزینه‌های بستری می‌شود و از این رو برای جراحان کبد و صفراوی و بیماران پیوند کبد یک مشکل جدی است [۷]. برای بهبود کیفیت پیوند کبد، پزشکان تلاش قابل توجهی برای کاهش عوارض بعد از عمل انجام داده اند. یکی از عوارض جدی بعد از پیوند کبد، آنسفالوپاتی می‌باشد. اختلال شناختی پس از پیوند کبد تحت عنوان آنسفالوپاتی پس از پیوند کبد نامیده می‌شود. در انسفالوپاتی کبدی به دلیل ناتوانی کبد در سم زدایی، غلظت مواد سمی از جمله آمونیاک در خون و مغز افزایش می‌یابد [۸]. آستروسیت‌ها برای محافظت از نورونها از اثرات نامطلوب آمونیاک، آن را به گلوتامین تبدیل می‌کنند. افزایش گلوتامین به نوبه خود فشار اسمزی و حجم مایع میان بافتی در مغز را تغییر می‌دهد. از طرف دیگر، افزایش در آمونیاک همچنین سلولهای ایمنی در مغز را تحریک می‌کند و التهاب عصبی ایجاد می‌کند. سطوح بالای آمونیاک و التهاب عصبی ناشی از آن، باعث تغییر سطوح انتقال خون شده که به نوبه خود باعث اختلالات شناختی مانند نقص در یادگیری و حافظه عصبی و همچنین اختلال در حرکات و هماهنگی‌های حرکتی می‌گردد [۹]. گلوتامات و گاما آمینو بوتیریک اسید و مسیر سیگنال‌رسانی پایین‌دست، مسیرهای مولکولی اصلی هستند که در انسفالوپاتی کبدی تحت تأثیر قرار می‌گیرند [۱۰].

انسفالوپاتی کبدی بخش بزرگی از صدمات و مرگ و میرهای پزشکی قابل پیشگیری را در سطح جهان بعد از پیوند تشکیل می‌دهد [۱۱]. اگر بتوان خطر انسفالوپاتی را به طور موثر پیش بینی کرد، می‌توان از قبل اقداماتی را برای کاهش بروز آن انجام داد. تجزیه و تحلیل عوارض پس از جراحی می‌تواند به پزشکان در شاخص‌های مربوط به مداخله قبل از عمل کمک کند، خطر عوارض را کاهش دهد و به طور غیرمستقیم هزینه‌های پزشکی را کنترل نماید، همچنین می‌تواند به پزشکان کمک کند تا پیش‌آگهی‌های دقیقی را به بیماران ارائه دهند و برای انسفالوپاتی پیش بینی شده برنامه ریزی کنند [۱۲].

سبک زندگی فعال و ترویج ورزش بدنی نه تنها در پیشگیری و ارتقای رفاه در میان جمعیت سالم، بلکه در گروه‌هایی که به نوعی نیازهای ویژه دارند، مانند دریافت‌کنندگان پیوند کبد، اهمیت فراوان دارد. دو مشکل رایج درازمدت برای بیماران پیوندی افزایش وزن و سطح کلسترول بالا است. این موارد به درمان سرکوب کننده سیستم ایمنی و افزایش اشتهای آنها مربوط است [۱۳،۱۴]. خوردن بیش از حد و ورزش بسیار کم، همراه با درمان سرکوب کننده سیستم ایمنی که برای جلوگیری از پس زدن اندام پیوند شده موردنیاز است، می‌تواند منجر به طیف وسیعی از شرایط پزشکی مختلف مانند سندرم متابولیک گردد (که ارتباط نزدیکی با افزایش چربی بدن در اطراف کمر و سطوح بالای تری گلیسیرید، کلسترول و گلوکز در خون و بیماری‌های مزمن قلبی عروقی دارد) [۱۵].

اخیراً روش‌های یادگیری ماشین، مانند شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی عوارض و توسعه مدل‌های پیش‌بینی‌کننده که می‌توانند وقوع عوارض را ضبط کنند، استفاده شده‌اند [۷]. Pepin و همکاران [۱۶] یک مدل پیش بینی برای عوارض در زمان هیسترکتومی لاپاروسکوپی برای شرایط خوش خیم ارایه کرده است. Bronzer و همکاران [۱۷] نیز یک مدل یادگیری ماشین ساخته‌اند که می‌تواند برای نظارت الکترونیکی عوارض بعد از عمل استفاده شود. مقدم و همکاران [۱۸] از یادگیری ماشینی برای ارائه شواهدی مبنی بر وجود ارتباط بین وقوع حوادث افت فشارخون حین عمل یا بعد از عمل و عوارض مختلف بعدی استفاده کرده‌اند. الگوریتم

ماشین بردار پشتیبان، یک الگوریتم نظارت شده یادگیری ماشین است که هم برای مسائل طبقه‌بندی و هم مسائل رگرسیون قابل استفاده است، با این حال از این الگوریتم بیشتر در مسائل طبقه‌بندی استفاده می‌شود. برای استفاده بهینه از داده‌ها باید آنها را به شکلی تغییر داد که برای الگوریتم‌های داده‌کاوی مناسب باشند [۱۹]. نشان داده شده که یادگیری ماشینی می‌تواند به طور قابل توجهی دقت پیش بینی وقوع بیماری و پیش آگهی پس از عمل را بهبود بخشد. با این حال، مطالعات کمی از یادگیری ماشینی برای پیش‌بینی انسفالوپاتی کبدی بعد از عمل در بیماران پیوند کبد استفاده کرده‌اند. بنابراین مطالعه حاضر با هدف پیش بینی عارضه آنسفالوپاتی کبدی در بیماران پیوند کبد با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در زنان میانسال فعال انجام شد.

روش‌ها

در این مطالعه، از متغیرهای به‌دست‌آمده قبل یا حین جراحی، برای پیش‌بینی علائم بالینی بروز آنسفالوپاتی بعد از پیوند کبد استفاده شد. جامعه آماری این مطالعه مربوط به ۶۵۲ بیمار بود. از بین این افراد، ۱۶۵ زن میانسال فعال با علائم آنسفالوپاتی که طی سال‌های ۱۳۸۰-۱۴۰۱ در بیمارستان طالقانی تهران پیوند کبد انجام داده بودند و در فایل‌های بایگانی کامپیوتر آن مرکز دارای پرونده حاوی اطلاعات آزمایشگاهی بودند انتخاب و بررسی شدند.

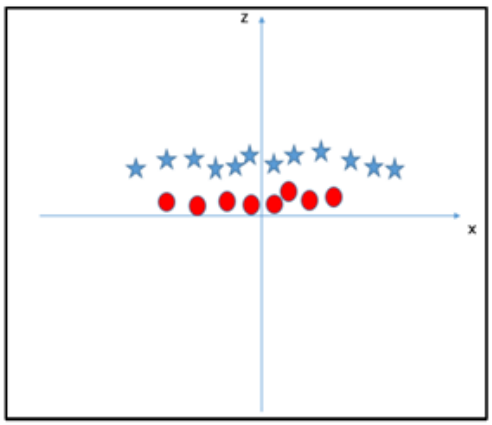
پرونده بیماران حاوی اطلاعات آزمایشگاهی قبل و بعد از پیوند، رویکرد جراحی، اطلاعات شخصی و سبک زندگی بود. اطلاعات مربوط به ۲۸ متغیر شامل سن، جنس، مدت اقامت پس از جراحی و غیره جمع آوری شد. غربالگری ثانویه متغیرها طبق نظر دو پزشک متخصص در زمینه پیوند کبد و نتایج مقالات علمی انجام شد و در نهایت ۱۴ متغیر (شامل سابقه خانوادگی، کبد چرب، سرطان کبد، دیابت، سن، قد، وزن، شاخص توده بدنی، آسپارتات آمینوترانسفراز، آلانین آمینوترانسفراز، آلکالین فسفاتاز، تریگلیسرید، کلسترول و قند خون) به عنوان ورودی الگوریتم انتخاب شدند. در این مرحله مجموعه داده‌ها در قالب اکسل به نرم افزار MATLAB نسخه ۲۰۲۰ انتقال داده شد و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.

معیارهای ورود شامل جنسیت زن، سن بین ۵۰ تا ۷۵ سال، دارای سوابق پزشکی و آزمایشات بالینی در بیمارستان، و در دسترس بودن از طریق تلفن یا اینترنت بود. معیارهای خروج شامل پوکی استخوان، سابقه مصرف داروهای هورمونی و داشتن بیماری مزمن بود.

الگوریتم داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبانی

برای پیش‌بینی عارضه آنسفالوپاتی کبدی بعد از عمل در بیماران پیوند کبدی از الگوریتم داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبانی استفاده شد که یک الگوریتم نظارت شده یادگیری ماشین است و هم برای مسائل طبقه‌بندی و هم مسائل رگرسیون قابل استفاده می‌باشد. برای استفاده بهینه از داده‌ها باید آنها را به شکلی تغییر داد که برای الگوریتم‌های داده‌کاوی مناسب باشند [۱۹]. برای پرسش‌هایی که پاسخ بله و خیر داشتند از عدد یک و صفر استفاده شد.

در الگوریتم SVM، هر نمونه داده به عنوان یک نقطه در فضای n بعدی روی نمودار پراکندگی داده‌ها ترسیم می‌شود. n تعداد ویژگی‌هایی است که یک نمونه داده دارد و مقدار هر ویژگی داده‌ها، یکی از مؤلفه‌های مختصات نقطه روی نمودار را مشخص می‌کند. نهایتاً، با ترسیم یک خط راست، داده‌های مختلف و متمایز دسته بندی می‌شوند. ماشین بردار پشتیبان این توانایی را دارد که مسائل دسته بندی غیرخطی را به راحتی حل کند [۲۰]. این روش می‌تواند در مواردی که نمی‌توان با خطوط راست دو کلاس از یک داده را تفکیک کرد، بسیار مفید باشد [شکل ۱].



شکل ۱. طریقه دسته بندی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

در جدول ۱ معیارهای دقت و صحت بر اساس روش ارزیابی داده‌ها آمده است، که دقت معادل "چه میزان از نمونه‌های انتخابی درست هستند" و صحت معادل "چه میزان از نمونه‌های صحیح موجود درست انتخاب شده‌اند" تعریف می‌شود [۲۱].

جدول ۱. روش ارزیابی داده‌ها

		مقادیر صحیح	
		مثبت	منفی
مقادیر پیش بینی شده	مثبت	درست مثبت (TP)	نادرست مثبت (FP)
	منفی	نادرست منفی (FN)	درست منفی (TN)

عملکرد الگوریتم بر اساس دقت و صحت ارزیابی شد. دقت الگوریتم ارزش آن را در پیش‌بینی نشان می‌دهد که از تعداد پیش‌بینی‌های صحیح، تقسیم بر تعداد کل پیش‌بینی‌ها بدست می‌آید (رابطه ا). صحت الگوریتم نشان دهنده قدرت تفکیک آن برای جدا کردن افراد بیمار و سالم از یکدیگر است و از تقسیم تعداد

پیش‌بینی صحیح بر تعداد کل پیش‌بینی‌های هر ردیف بدست می‌آید (رابطه ۲). نسبت درست نمایی مثبت از تقسیم تعداد بیماران با تست مثبت بر افراد سالم با تست مثبت (رابطه ۳) و نسبت درست نمایی منفی از تقسیم تعداد افراد سالم با تست مثبت بر بیماران با تست مثبت (رابطه ۴) بدست می‌آید [۲۱]. حساسیت به معنی نسبتی از موارد مثبت است که آزمایش، آنها را به درستی تشخیص داده است. ویژگی به معنی نسبتی از موارد منفی است که آزمایش آنها را به درستی به عنوان منفی مشخص کرده است [۲۱].

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad \text{(رابطه ۱) دقت}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{(رابطه ۲) صحت}$$

$$\text{نسبت درست نمایی مثبت (۳ رابطه)} = \frac{\text{حساسیت}}{1-\text{ویژگی}}$$

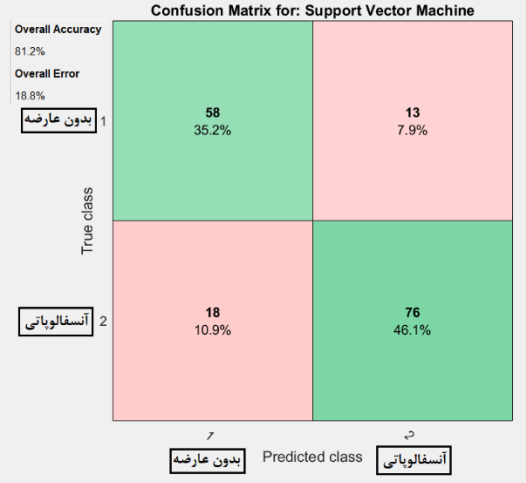
$$\text{نسبت درست نمایی منفی (رابطه ۴)} = \frac{1-\text{حساسیت}}{\text{ویژگی}}$$

جدول۲. متغیرهای کمی آزمودنی‌ها

شماره	شاخص‌ها	میانگین و انحراف استاندارد
۱	سن (سال)	۵۵/۷۴ ± ۱۱/۲۶
۲	قد (سانتیمتر)	۱۶۱/۳۸ ± ۸/۱۲
۳	وزن (کیلوگرم)	۶۵/۳۲ ± ۱۲/۵۸
۴	شاخص توده بدنی (کیلوگرم بر مترمربع)	۲۸/۵۹ ± ۹/۷۵
۵	آسپارتات آمینوترانسفرازAST	۴۶/۳۵ ± ۱۱/۱۰
۶	آلانین آمینو ترانسفرازALT	۶۴/۳۸ ± ۱۵/۲۷
۷	آلکالین فسفاتاز ALP (U/L)	۱۷۲/۱۹ ± ۱۸/۳۰
۸	تری گلیسرید (میلی گرم بر دسی لیتر)	۲۵۶/۳۲ ± ۱۱۳/۳۴
۹	کلسترول	۲۰۸/۵۴ ± ۳۸/۴۸
۱۰	قند خون	۱۱۷/۵۲۵ ± ۱۷/۵۳

جدول۳. متغیرهای کیفی آزمودنی‌ها

شماره	ویژگی	نوع (ناپیوسته)	درصد
۱	سابقه خانوادگی	۱ دارد	٪۶۷
		۰ ندارد	٪۳۳
۲	کبد چرب	۱ دارد	٪۶۲
		۰ ندارد	٪۳۸
۳	سرطان کبد	۱ دارد	٪۲۴
		۰ ندارد	٪۷۶
۴	دیابت	۱ دارد	٪۵۳
		۰ ندارد	٪۴۷



شکل ۲. ماتریس درهم ریختگی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

ملاحظات اخلاقی

این مطالعه توسط کمیته اخلاق در پژوهش دانشگاه علامه طباطبائی، با شناسه IR.ATU.REC.1401.051 تأیید شده است.

نتایج

از تحلیل کوواریانس بین گروهی یک طرفه (ANCOVA) برای مقایسه بین اثر روش‌های تمرینی استفاده شد. جدول ۲ و جدول ۳ آماره‌های توصیفی مربوط به متغیرهای کمی و کیفی مستخرج از پرونده آزمودنی‌ها را نشان می‌دهد. متغیرهای سابقه خانوادگی، کبد چرب، سرطان کبد و دیابت از نوع کیفی و گسسته می‌باشند و متغیرهای سن، قد، وزن، شاخص توده بدنی، آسپارتات آمینوترانسفراز، آلانین آمینو ترانسفراز، آلکالین فسفاتاز، تری گلیسرید، کلسترول و قند خون از نوع کمی و پیوسته می‌باشند. این متغیرها بر اساس نتایج مقالات علمی و نظرسنجی از پزشکان بدست آمده است. از بین داده‌ها ۳۰ درصد برای تست و ۷۰ درصد برای آموزش الگوریتم در نظر گرفته شد. از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، برای پیش بینی عارضه آنسفالوپاتی استفاده گردید. نتایج حاصل از ماتریس درهم ریختگی این الگوریتم در شکل ۲ آمده است (شکل ۲).

نتایج نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، می‌تواند با دقت ٪۸۱/۲، صحت ٪۷۴/۶، ویژگی ٪۷۶/۳، حساسیت ٪۸۵/۳، ارزش اخباری مثبت ٪۸۰/۸، ارزش اخباری منفی ٪۸۱/۶، نسبت درست نمایی مثبت ۳/۵ و نسبت درست نمایی منفی ۰/۱۹، افراد دارای آنسفالوپاتی و بدون عارضه را پیش‌بینی کند.

بحث

در مطالعات مختلف درباره داده‌کاوی پزشکی، راه‌کارهای متعددی از جمله استفاده از الگوریتم‌ها برای کشف روابط بین عوامل بیماری‌های مختلف ارائه شده است. برخی از الگوریتم‌های داده کاوی همچون روش‌های یادگیری بر پایه ماشین می‌توانند علاوه بر آنالیز داده‌ها و استخراج الگوهای پنهان در آنها، با یادگیری تدریجی این الگوها و شرایط موجود، نسبت به پیش بینی وضعیت‌های مختلف در آینده اقدام کنند. موضوعی که به آن کمتر پرداخته شده، استفاده از داده‌کاوی در پیش بینی بیماری‌های مرتبط با پیوند کبد است. هدف از تحقیق حاضر، پیش‌بینی عارضه آنسفالوپاتی کبدی در بیماران پیوند کبدی با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بود، که از بین داده‌ها ۳۰ درصد برای تست و ۷۰ درصد برای آموزش الگوریتم در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، دقت ۸۱/۲ درصدی در تشخیص بیماری آنسفالوپاتی کبدی بعد از پیوند کبد در زنان میانسال فعال دارد.

مطالعات پیشین، شاخص‌های مختلف و الگوریتم‌های داده‌کاوی متفاوتی را برای تشخیص عوارض بعد از پیوند ارائه کرده اند. همسو با نتایج مطالعه حاضر، Feltracco و همکاران در مطالعه‌ای علائم تغییر هوشیاری، خواب‌آلودگی، گیجی و لرزش را همراه با افزایش آمونیاک سرم (۶۳ مول در لیتر، مقدار نرمال <۵۰) به دلیل نارسایی حاد قلبی و کاهش کسر تزریقی بطن چپ به ۲۰ درصد، در پیش بینی آنسفالوپاتی کبدی پس از پیوند معرفی کردند [۲۲]. شهرکی و مسگر نیز در مطالعه خود الگوریتم‌های مختلف داده کاوی را برای پیش بینی بیماری‌های کبدی مقایسه نمودند. آنها در مطالعه خود پرخطرترین شاخص‌های این بیماری را آسپارتات آمینوترانسفراز، جنسیت، آلکالن فسفاتاز، سن، بیلی روبین مستقیم، آلبومین، بیلی‌روبین تام، نسبت آلبومین به گلوبولین و پروتئین تام معرفی کردند و برای پیش بینی و تشخیص استفاده نمودند و در پایان الگوریتم درخت تصمیم گیری تقویت شده با دقت ۹۴/۰۴ درصد را به عنوان بهترین عملکرد گزارش نمودند [۲۳]. Jarmulski و همکاران [۲۴] انواع مدل‌های یادگیری ماشینی برای پیش‌بینی بقای بیمار پس از پیوند کبد را بررسی کردند، آنها در مطالعه خود، مدل‌هایی ساختند که پیش‌بینی می‌کند آیا بیمار پس از پیوند کبد در یک محدوده زمانی مشخص، عضوی را از دست می‌دهد یا خیر. در این مطالعه از مشاهدات بیلی روبین و کراتینین در سال اول پس از پیوند برای بدست آوردن پیش بینی کننده‌ها استفاده شد. قدرت پیش‌بینی بالای این مدل‌ها، ارزش ترکیب انواع اندازه‌گیری‌های بیوشیمیایی را ثابت می‌کند. آنها متوجه شدند که مدل‌هایی با پیچیدگی کامل مانند جنگل‌های تصادفی و تقویت گرادیان، دارای بهترین قدرت پیش‌بینی است که با مطالعه حاضر ناهمسو می‌باشد. شاید علت عدم همسویی، مربوط به نوع و تعداد شاخص‌های در نظر گرفته شده یا استفاده الگوریتم متفاوت باشد. آنها در مطالعه خود از الگوریتم جنگل تصادفی و تقویت گرادیان استفاده کرده بودند در حالیکه در مطالعه حاضر از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان استفاده شد [۲۵].

از مهم‌ترین محدودیت‌های محققین این حوزه عدم وجود داده‌های کافی مربوط به افراد سالم است. در بیشتر داده‌های ثبتی، تعداد نمونه‌های افراد سالم نسبت به بیمار بسیار کمتر است. وجود این عدم تقارن می‌تواند منجر به عدم یادگیری کامل الگوریتم‌ها شده و دقت تشخیص را کاهش دهد.

نتیجه‌گیری

سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر کامپیوتر می‌توانند تصمیمات بالینی ضعیف را کاهش دهند و همچنین هزینه‌های مربوط به آزمایش‌های بالینی غیرضروری را به حداقل برسانند. با توجه به دقت الگوریتم ماشین بردار پشتیبان روی داده‌ها، به نظر می‌رسد عملکرد این الگوریتم پیشنهادی دقیق، معتبر و قابل استناد باشد. لذا، پیشنهاد می‌شود که این مدل با مجموعه داده‌های بیشتر تست شود و اطلاعات افراد سالم بیشتری نیز به مجموعه اضافه گردد و با نصب در مراکز درمانی به صورت آزمایشی به عنوان دستیار پزشک مورداستفاده قرار گیرد تا سرانجام با تغییرات ضروری و رسیدن به سطح مطلوب دقت، در انتخاب مدلی جامع و مناسب پیش بینی عارضه آنسفالوپاتی کبدی در بیماران پیوند کبدی مؤثر واقع شود، و در نتیجه از بروز صدمات جبران ناپذیر در این بیماران پیشگیری گردد.

تشکر و قدردانی: این مطالعه توسط کمیته اخلاق در پژوهش دانشگاه علامه طباطبائی، با شناسه IR.ATU.REC.1401.051 تأیید شده است.

نقش نویسندگان: همه نویسندگان در نگارش اولیه مقاله یا بازنگری آن سهیم بودند و همه با تایید نهایی مقاله حاضر، مسئولیت دقت و صحت مطالب مندرج در آن را می‌پذیرند.

تضاد منافع: نویسندگان تصریح می کنند که هیچ گونه تضاد منافعی در مطالعه حاضر وجود ندارد.

منابع

1. Da BL, Im GY, Schiano TD. Coronavirus disease 2019 hangover: a rising tide of alcohol use disorder and alcohol-associated liver disease. Hepatology 2020; 72 (3): 1102-8. doi:10.1002/hep.31307 PMid:32369624

2. Tripathi DM, Vilaseca M, Lafoz E, Garcia-Caldero H, Haute GV, Fernández-Iglesias A, et al. Simvastatin prevents progression of acute on chronic liver failure in rats with cirrhosis and portal hypertension.

Gastroenterology. 2018; 155(5): 1564-77. doi:10.1053/j.gastro.2018.07.022 PMid:30055171
3. Finotti M, Auricchio P, Vitale A, Gringeri E, Cillo U. Liver transplantation for rare liver diseases and rare indications for liver transplant. Translational Gastroenterol Hepatol. 2021; 6. doi:10.21037/tgh-19-282 PMid:33824931 PMCid:PMC7829071
4. Dolcet A, Heaton N. Paediatric Liver Transplantation. Textbook of Pediatric Gastroenterology, Hepatology and Nutrition: A Comprehensive Guide to Practice 2022:1033-50 doi:10.1007/978-3-030-80068-0_76
5. Zahedi F, Fazel I. An overview of organ transplantation in Iran over three decades: with special focus on renal trans-plantation. 2009.
6. Sarin SK, Kumar M, Eslam M, George J, Al Mahtab M, Akbar SMF, et al. Liver diseases in the Asia-Pacific region: a lancet gastroenterology & hepatology commission. Lancet Gastroenterol Hepatol 2020; 5(2): 167-228. doi:10.1016/S2468-1253(19)30342-5 PMid:31852635
7. Zeng S, Li L, Hu Y, Luo L, Fang Y. Machine learning approaches for the prediction of postoperative complication risk in liver resection patients. BMC Med Inform Decision Making. 2021; 21 (1):1-10. doi:10.1186/s12911-021-01731-3 PMid:34969378 PMCid:PMC8719378
8. Nguyen M, Huard G, Tang A, Rose CF, Bemeur C. P: 69 Sarcopenia Pre-and Post-liver Transplantation: Implication for Hepatic Encephalopathy. Official J Am Coll Gastroenterol ACG. 2019; 114: S36. doi:10.14309/01.ajg.0000582252.11438.f8
9. Arjunan A, Sah DK, Jung YD, Song J. Hepatic Encephalopathy and Melatonin. Antioxidants 2022; 11 (5): 837. doi:10.3390/antiox11050837 PMid:35624703 PMCid:PMC9137547
10. Iranshahi MI, Amri P, Amri M. Assessment of the Therapeutic Effect of Polyethylene glycol and Lactulose in Patients with Hepatic Encephalopathy. Novel Biomed.10(1):1-8
11. Elsaid MI, John T, Li Y, Pentakota SR, Rustgi VK. The health care burden of hepatic encephalopathy. Clin Liver Dis 2020; 24(2): 263-75. doi:10.1016/j.cld.2020.01.006 PMid:32245532
12. Rodenbaugh D, Vo CT, Redulla R, McCauley K. Nursing management of hepatic encephalopathy. Gastroenterol Nursi. 2020; 43(2): E35-E47 doi:10.1097/SGA.0000000000000434 Mid:32251224
13. Stine JG, Soriano C, Schreibman I, Rivas G, Hummer B, Yoo E, et al. Breaking down barriers to physical activity in patients with nonalcoholic fatty liver disease. Digestive Dis Sci 2021; 66: 3604-11. doi:10.1007/s10620-020-06673-w PMid:33098023 PMCid:PMC10321307
14. Dunn MA, Rogal SS, Duarte-Rojo A, Lai JC. Physical function, physical activity, and quality of life after liver transplantation. Liver Transplant. 2020; 26 (5): 702-8. doi:10.1002/lt.25742 PMid: 32128971 PMCid:PMC8063858
15. Byambasukh O, Zelle D, Corpeleijn E. Physical activity, fatty liver, and glucose metabolism over the life course: the lifelines cohort. Official J Am Coll Gastroenterol ACG. 2019; 114(6): 907-15. doi:10.14309/ajg.0000000000000168 PMid:30865013
16. Pepin KJ, Cook EF, Cohen SL. Risk of complication at the time of laparoscopic hysterectomy: a prediction model built from the National Surgical Quality Improvement Program database. Am J Obstet Gynecol 2020; 223(4): 555. e1-e7 doi:10.1016/j.ajog.2020.03.023 PMid:32247844
17. Bronsert M, Singh AB, Henderson WG, Hammermeister K, Meguid RA, Colborn KL. Identification of postoperative complications using electronic health record data and machine learning. Am J Surg 2020; 220(1): 114-9. doi:10.1016/j.amjsurg.2019.10.009 PMid:31635792 PMCid:PMC7183252
18. Moghadam MC, Abad EMK, Bagherzadeh N, Ramsingh D, Li G-P, Kain ZN. A machine-learning approach to predicting hypotensive events in ICU settings. Computers Biol Med 2020; 118: 103626 doi:10.1016/j.compbiomed.2020.103626 PMid:32174328
19. Majumdar J, Naraseeyappa S, Ankalaki S. Analysis of agriculture data using data mining techniques: application of big data. J Big Data 2017; 4(1):1-15 doi:10.1186/s40537-017-0077-4
20. Chipindu L, Mupangwa W, Mtsilizah J, Nyagumbo I, Zaman-Allah M. Maize kernel abortion recognition and classification using binary classification machine learning algorithms and deep convolutional neural networks. AI. 2020; 1(3):361-75. doi:10.3390/ai1030024
21. Bahrami B, Shirvani MH. Prediction and diagnosis of heart disease by data mining techniques. J Multidisciplinary Engin Sci Technol 2015; 2 (2): 164-8.
22. Feltracco P, Cagnin A, Carollo C, Barbieri S, Ori C. Neurological disorders in liver transplant candidates: Pathophysiology and clinical assessment. Transplant Rev. 2017; 31(3): 193-206. doi:10.1016/j.trre.2017.02.006 PMid:28284465
23. Shahraki MR, Mesgar M. Evaluation of Data Mining Algorithms for Detection of Liver Disease. Payavard Salamat. 2019; 13(1):8 1-90.
24. Jarmulski W, Wieczorkowska A, Trzaska M, Ciszek M, Paczek L. Machine learning models for predicting patients survival after liver transplantation. Comput Sci 2018; 19(2): 223. doi:10.7494/csci.2018.19.2.2746
25. Tama BA, Im S, Lee S. Improving an intelligent detection system for coronary heart disease using a two-tier classifier ensemble. BioMed Res Int 2020; 2020 doi:10.1155/2020/9816142 PMid:32420387 PMCid:PMC7201579

How to Cite this Article:
Tartibian B, Fasihi L, Eslami R, Fasihi A. Prediction of hepatic encephalopathy complication in liver transplant patients using support vector machine algorithm in active middle-aged women. Feyz Med Sci J. 2023;27(5):559-565.
doi: 10.48307/FMSJ.2023.0.5.561