





























### ۱. انواع مختلف ماشین بردار پشتیبان و پیاده‌سازی آنها

این الگوریتم انواع مختلفی دارد که شامل موارد زیر است:

۱) c-SVC ( برای مسائل دسته‌بندی استفاده می‌شود)؛

۲) nu-SVC ( برای مسائل دسته‌بندی استفاده می‌شود)؛

۳) Epsilon-SVR ( برای مسائل رگرسیونی استفاده می‌شود)؛

۴) nu-SVR ( برای مسائل رگرسیونی استفاده می‌شود)؛

که ما از دو مدل c-SVC و nu-SVC به دلیل دسته‌بندی بودن مدل استفاده می‌کنیم و تفاوت آنها در نوع پارامترهایی که دارند، مشخص می‌شود. در c-SVC پارامتر c مد نظر است و در nu-SVC پارامتر nu. رنج پارامتر c از صفر تا بینهایت است ولی رنج پارامتر nu بین ۰ و ۱ است. یک ویژگی خوب در مورد پارامتر nu این است که به ضریب بردارهای پشتیبان و خطاهای آموزشی مربوط می‌شود. برنامه ریدماینر به صورت پیش‌فرض بر روی نوع c-SVC قرار دارد. یک بار هم باید دقت مدل خود را با استفاده از nu-SVC به دست آوریم و جواب‌ها را با هم مقایسه کنیم. دقت مدل ما بعد از اجرای nu-SVC از ۷۲٫۰۸٪ به ۸۳٫۳۳٪ افزایش یافت. پس می‌توان گفت که این مدل، مدل بهتری برای نتیجه کار ماست.

### ۲. انواع کرنل‌ها در ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان برای اینکه داده‌های غیر خطی را از هم تفکیک کند، باید از کرنل‌های مختلف استفاده کند. برای این کار دیگر در فضای دو بعدی کار نمی‌کند بلکه داده‌ها به فضایی با ابعاد بیشتر نگاشت داده می‌شوند تا بتوان آنها را در این فضای جدید به صورت خطی تفکیک کرد. انواع مختلف کرنل‌ها شامل: RBF، Linear، Polynomial، Sigmoid و Precomputed هستند. RBF محبوب‌ترین و پرکاربردترین کرنل ماشین بردار پشتیبان است و کرنل چمد جمله‌ای در پردازش زبان طبیعی محبوبیت دارد. درجه متداول آن ۲ بوده و درجه‌های بیشتر از این مقدار باعث بیش پردازش در مسائل پردازش زبان طبیعی می‌شود. زمانی که شخص مطمئن نیست برای نتیجه بهتر از کدام یک از کرنل‌ها استفاده کند، می‌تواند از تکنیک‌های انتخاب خودکار مثل: اعتبارسنجی متقابل استفاده کند و یا از ترکیبی از کلاسیفایرها که با کرنل‌های مختلف به دست می‌آید. RBF از منحنی‌های نرمال در اطراف نقاط داده استفاده می‌کند و اینها را طوری با هم جمع می‌کند که مرز تصمیم را بتوان به نوعی تعریف کرد. با استفاده از کرنلی مثل RBF فضای ویژگی از طریق یک تبدیل غیر خطی به دست می‌آید.

انواع مختلف کرنل و دقت آنها در مدل ما به شرح زیر است:

جدول ۸: اندازه دقت مدل با استفاده از کرنل‌های مختلف

نوع کرنل	دقت مدل با استفاده از این کرنل
RBF	٪۸۳,۳۳
Linear	٪۸۳,۱۲
Polynomial	٪۶۰,۳۹
Sigmoid	٪۸۳,۱۲
Precomputed	٪۳۳,۵۵

به صورت پیش‌فرض رپیدماینر بر روی کرنل RBF قرار دارد و به طور کلی، در اکثر موارد این کرنل جواب منطقی‌تر و بهتری نسبت به سایر کرنل‌ها می‌دهد. در مدل‌ها هم کرنل RBF بیشترین دقت را داشت. پس در نتیجه، ما از مدل nu-SVC و کرنل RBF استفاده می‌کنیم تا دقت مدل را بالا ببریم و جواب بهتری به دست آوریم.

در مرحله بعد ۳ ویژگی تعداد فرزندان، تک‌فرزند بودن و فرزند چندم بودن را حذف کردیم. مشاهده شد که دقت ما همچنان ٪۸۳,۳۳ است پس این ۳ ویژگی در این مدل ما تأثیر بسیار کمی در میزان افسردگی افراد داشتند. این مدل برای ما ۲۲۱ عدد قانون تولید کرد که تعدادی از قوانین تولیدشده پرتکرار در جدول ۹ آمده است:

جدول ۹: قوانین تولیدشده بیماران افسرده با الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان

اطمینان	تکرار	قوانین تولیدشده
۱	(۵ / ۷۵ / ۰)	۱) موسیقی مورد علاقه غمگین و ورزش کم و سن $< ۰,۵۰۰$ ← میزان افسردگی زیاد
۱	(۱ / ۰ / ۳۲)	۲) اگر میزان ورزش کردن زیاد باشد شغل آزاد باشد ← میزان افسردگی کم
۱	(۱۵ / ۰ / ۰)	۳) مسافرت کم و ورزش کم و بیماری فیزیکی نداشته باشد و سن $\geq ۰,۵۶۱$ و شغل کارمند باشد ← میزان افسردگی متوسط
۱	(۰ / ۱۲ / ۰)	۴) مسافرت کم باشد و موسیقی مورد علاقه راک و متال و مدرک تحصیلی لیسانس ← میزان افسردگی زیاد
۱	(۰ / ۰ / ۸)	۵) میزان موسیقی زیاد باشد و شغل کارمند و متعل باید و سن $\geq ۰,۴۵$ باشد ← میزان افسردگی کم
۰,۹۸	(۰ / ۱۴ / ۱)	۶) زمان گوش کردن به موسیقی شب باشد و جنسیت زن باشد و موسیقی مورد علاقه غمگین باشد ← میزان افسردگی زیاد
۰,۹۱	(۱۰ / ۰ / ۱)	۷) ورزش کم باشد و جنسیت زن باشد و خواب شبانه زیاد باشد و خانه دار باشد ← میزان افسردگی متوسط
۰,۸۷	(۲ / ۲۱ / ۰)	۸) جنسیت زن باشد و موسیقی مورد علاقه غمگین باشد و خواب شبانه زیاد باشد ← میزان افسردگی زیاد

طبق قوانین تولیدشده می‌توان ویژگی‌های بیماران افسرده را با توجه به الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به شرح زیر دسته بندی کرد:

جدول ۱۰: علائم افراد افسرده با توجه به الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

میزان افسردگی	علائم
زیاد	موسیقی مورد علاقه غمگین و راک و متال زمان گوش کردن به موسیقی شب هنگام ورزش کم مسافرت کم مدرک تحصیلی لیسانس و سیکل جنسیت زن خواب شبانه متوسط نداشتن بیماری فیزیکی کاهش اشتها سن $< ۰,۵۰$
متوسط	مسافرت کم ورزش کم نداشتن بیماری فیزیکی شغل کارمند جنسیت زن خواب شبانه زیاد میزان گوش کردن به موسیقی متوسط
کم	ورزش زیاد و کم میزان گوش کردن به موسیقی زیاد کارمند باشد متاهل باشد سن $> ۰,۴۵$ نداشتن بیماری فیزیکی اشتها تغییر نکرده

با توجه به نتایج به دست آمده می‌توان گفت که ورزش و موسیقی دو فاکتور تأثیرگذار در میزان افسردگی هستند. اکثر بیماران مورد بررسی زن هستند و شغل تأثیر چندانی بر روی میزان افسردگی آنان نداشت. همچنین ۳ فاکتور تک فرزند بودن، فرزند چندم بودن و تعداد فرزندان به طور کامل بی تأثیر بودند و داشتن مدرک تحصیلی بالا دلیلی بر افسرده نبودن فرد نبود. در



افسردگی‌های شدید ورزش کم، موسیقی غمگین، خواب شبانه کم، مسافرت کم و جنسیت زن عناصر اصلی هستند. در افسردگی‌های متوسط ورزش گاهی اوقات، موسیقی غمگین، خواب شبانه زیاد، مسافرت متوسط و جنسیت مرد و در افسردگی‌های کم، ورزش گاهی اوقات، موسیقی راک و مثال، خواب شبانه متوسط، مسافرت متوسط و جنسیت زن فاکتورهای اساسی هستند. در اکثر موارد، جنسیت زن بر مرد اولویت دارد؛ پس می‌توان گفت که میزان افسردگی در این مدل نیز در زن‌ها بیشتر است.

جدول ۱۱: ماتریس در هم ریختگی در مدل ماشین‌بردار پشتیبان

کلاس	افسردگی متوسط	افسردگی زیاد	افسردگی کم	مجموع
افسردگی متوسط	۷۸	۱۱	۱۵	۱۰۴
افسردگی زیاد	۲۶	۱۷۷	۱۰	۲۱۳
افسردگی کم	۱۴	۱	۱۳۰	۱۴۵
مجموع	۱۱۸	۱۸۹	۱۵۵	۴۶۲

کلاس افسردگی کم		افسردگی متوسط		افسردگی زیاد	
TN	FP	TN	FP	TN	FP
292	25	318	40	237	12
FN	TP	FN	TP	FN	TP
15	130	26	78	36	177

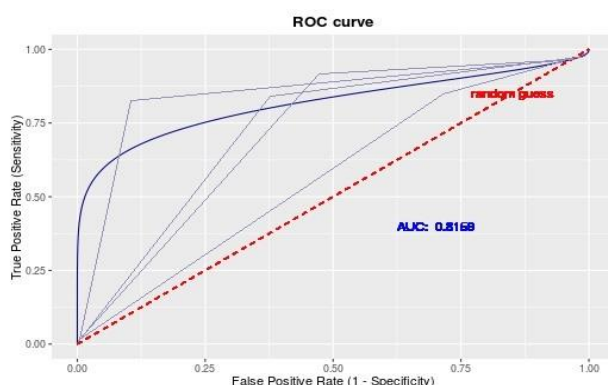
شکل ۷: مقادیر قابل ارزیابی ماتریس در هم ریختگی ماشین‌بردار پشتیبان در ۳ کلاس میزان افسردگی

معیار TP در مدل الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان برای کلاس افسردگی زیاد، ۰/۹۲۱ است که به این معناست که ۰/۰۷۹ از نمونه‌هایی که متعلق به کلاس افسردگی زیاد است، به اشتباه در کلاس‌های دیگر طبقه‌بندی شده‌اند. مقدار TP برای کلاس‌های افسردگی متوسط و افسردگی کم به ترتیب ۰/۶۵۵ و ۰/۸۱۷ است.

جدول ۱۲: ارزیابی مدل ماشین‌بردار پشتیبان با توجه به ماتریس در هم ریختگی

کلاس	حساسیت	ویژگی	دقت
افسردگی متوسط	٪۶۶،۱۰	٪۸۸،۸	٪۷۵،۰۰
افسردگی زیاد	٪۹۳،۶۵	٪۹۵،۱	٪۸۳،۱۰
افسردگی کم	٪۸۳،۸۷	٪۹۲،۱	٪۸۹،۶۶

دقت در این مدل ۸۳,۳۳٪ است. حساسیت = ۸۱,۸٪، ویژگی مدل = ۹۲٪ و ضریب کاپا = ۵۸,۶٪ است.



شکل ۸: نمودار ROC مدل ماشین‌بردار پشتیبان

### مدل ترکیبی درخت تصمیم‌گیری و ماشین‌بردار پشتیبان

در پی یافتن مدلی جدید که بیشترین دقت و حساسیت را بر روی داده‌های بیماران افسرده داشته باشد، مدل ترکیبی ۲ الگوریتم درخت تصمیم‌گیری و ماشین‌بردار پشتیبان ارائه شد. این مدل در برنامه ریدمایندر دقت ۹۴,۸۱٪ را نشان می‌دهد که نسبت به دو روش قبلی از دقت بالاتری برخوردار است.

جدول ۱۳: ماتریس در هم ریختگی در مدل ترکیبی در تصمیم‌گیری و ماشین‌بردار پشتیبان

کلاس	افسردگی متوسط	افسردگی زیاد	افسردگی کم	مجموع
افسردگی متوسط	۱۱۵	۷	۱۰	۱۳۲
افسردگی زیاد	۲	۱۸۲	۴	۱۸۸
افسردگی کم	۱	۰	۱۴۱	۱۴۲
مجموع	۱۱۸	۱۸۹	۱۵۵	۴۶۲

کلاس افسردگی کم		افسردگی متوسط		افسردگی زیاد	
TN	306	TN	327	TN	267
FP	14	FP	3	FP	7
FN	1	FN	17	FN	6
TP	141	TP	115	TP	182

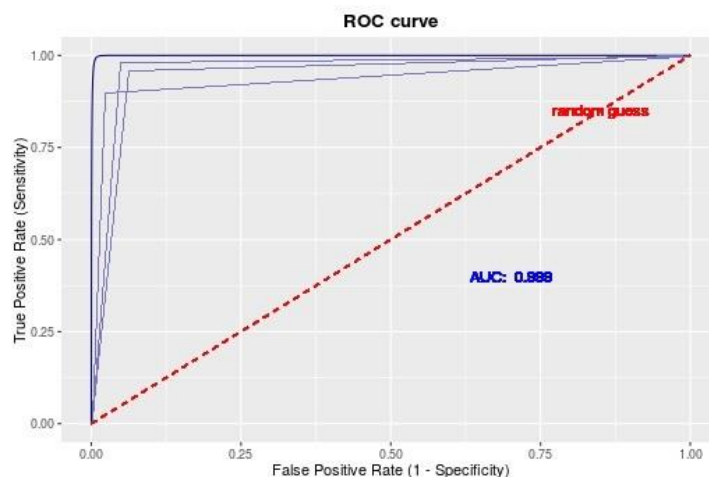
شکل ۹: مقادیر قابل ارزیابی ماتریس در هم ریختگی مدل ترکیبی درخت تصمیم و ماشین‌بردار پشتیبان

معیار TP در این روش هیبرید برای ۳ کلاس افسردگی زیاد، افسردگی متوسط و افسردگی کم به ترتیب مقادیر  $0/947 - 0/966$  و  $0/886$  است که با توجه به ۲ مدل قبلی تعداد مقادیری که به درستی دسته‌بندی شده‌اند بیشتر است.

جدول ۱۴: ارزیابی مدل هیبرید ترکیبی درخت تصمیم‌گیری و ماشین‌بردار پشتیبان

کلاس	حساسیت	ویژگی	دقت
افسردگی متوسط	%۹۷,۴۶	%۹۹	%۸۷,۱۲
افسردگی زیاد	%۹۶,۳۰	%۹۷,۴	%۹۶,۸۱
افسردگی کم	%۹۰,۹۷	%۹۵,۶	%۹۹,۳۰

دقت این مدل ۹۴,۸۱٪ است. حساسیت = ۹۴,۸٪، ویژگی مدل = ۹۴,۴٪ و ضریب کاپا = ۸۱,۳٪ است.



شکل ۱۰: نمودار ROC مدل ترکیبی درخت تصمیم‌گیری و ماشین‌بردار پشتیبان

### بررسی سه مدل ارائه‌شده در این پژوهش

سه مدل درخت تصمیم‌گیری، ماشین‌بردار پشتیبان و مدل ترکیبی درخت تصمیم و ماشین‌بردار پشتیبان بر روی داده‌های بیماران افسرده پیاده‌سازی شدند. این سه مدل از لحاظ حساسیت، ویژگی، دقت، ضریب کاپا و کارایی با هم مقایسه شدند. مدل درخت تصمیم‌گیری با ۹۱,۱۳٪ دقت از مدل ماشین‌بردار پشتیبان با ۸۳,۳۳٪ دقت جواب بهتری به ما ارائه داد و همچنین درخت

تصمیم‌گیری قوانین جامع‌تر و مفیدتری در رابطه با بیماران افسرده در اختیار ما گذاشت. به منظور بهبود نتایج به دست آمده مدل ترکیبی درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان پیشنهاد شد. این مدل بهترین مدل در پژوهش انجام شده است. مدل هیبرید با  $94.81\%$  دقت، بیشترین دقت را داراست. همچنین در ۴ فاکتور: حساسیت، دقت، ضریب کاپا و کارایی نتایج بهتری را به ما ارائه داد. می‌توان نتیجه گرفت که ترکیب دو الگوریتم درخت تصمیم‌گیری و ماشین بردار پشتیبان باعث افزایش دقت، حساسیت و کارایی مدل می‌شود. معیار AUC که دقت یک طبقه بندی را نشان می‌دهد، برای مدل درخت تصمیم‌گیری  $87.6\%$ ، برای مدل ماشین بردار پشتیبان  $81.6\%$  و برای مدل ترکیبی درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان  $88.8\%$  است. بالاتر بودن این مقدار در مدل ترکیبی نشان می‌دهد که کارایی این مدل بیشتر از دو مدل دیگر است. تعداد نمونه‌هایی که در کلاس‌های اشتباه دسته‌بندی شده‌اند، در این مدل کمتر از دو مدل دیگر است و برای کلاس‌های افسردگی زیاد، متوسط و کم به ترتیب تعداد  $0.053$ ،  $0.034$  و  $0.114$  تعداد نمونه به اشتباه دسته‌بندی شدند. با توجه به جدول ۱۵ می‌توان موارد ارزیابی ۳ مدل را مشاهده کرد.

جدول ۱۵: ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی ایجادشده در این پژوهش

نام مدل	حساسیت	ویژگی	دقت	ضریب کاپا	کارایی
درخت تصمیم‌گیری	$90.8\%$	$95.5\%$	$91.13\%$	$74.2\%$	$87.6\%$
ماشین بردار پشتیبان	$81.1\%$	$92\%$	$83.33\%$	$58.6\%$	$81.6\%$
مدل ترکیبی درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان	$94.8\%$	$94.4\%$	$94.81\%$	$81.3\%$	$88.8\%$

### بررسی ارتباط بیماری‌های فیزیکی با بیماری افسردگی

برای بررسی میزان تأثیرگذاری بیماری‌های فیزیکی بر ریسک مبتلا شدن به افسردگی از ضریب همبستگی استفاده شد و اثرگذاری و ارتباط بین بیماری‌هایی نظیر: بیماری‌های قلبی، گوارشی، هورمونی، میگرن و سایر بیماری‌های فیزیکی مورد پژوهش با افسردگی به دست آمد. نتایج به دست آمده در جدول ۱۶ قابل مشاهده است. نتایج نشان می‌دهد که در افسردگی حاد بیماری‌های کلیوی با ضریب همبستگی  $0.098$  و بیماری قلبی با  $0.048$  و در افسردگی خفیف بیماری‌های هورمونی با ضریب همبستگی  $0.059$ ، بیماری گوارشی با  $0.046$  و میگرنی با  $0.011$  بیشترین تأثیر و ارتباط را با افسردگی دارند.

افسردگی بیماری مرتبط با بیماری‌های همبستگی جدول ۱۶: ماتریس

Attribut...	. = no	. = gova...	. = kolie	. = hor...	. = ghalbi	. = migr...	. = disk	. = sara...	.. = Med...	.. = Much	.. = low
. = no	1	-0.333	-0.190	-0.173	-0.452	-0.603	-0.205	-0.077	0.074	-0.030	-0.036
. = govar...	-0.333	1	-0.024	-0.021	-0.056	-0.075	-0.025	-0.010	-0.038	-0.011	0.046
. = kolie	-0.190	-0.024	1	-0.012	-0.032	-0.043	-0.015	-0.005	-0.066	0.098	-0.042
. = horm...	-0.173	-0.021	-0.012	1	-0.029	-0.039	-0.013	-0.005	-0.012	-0.046	0.059
. = ghalbi	-0.452	-0.056	-0.032	-0.029	1	-0.101	-0.035	-0.013	-0.058	0.048	0.003
. = migren	-0.603	-0.075	-0.043	-0.039	-0.101	1	-0.046	-0.017	-0.021	0.008	0.011
. = disk	-0.205	-0.025	-0.015	-0.013	-0.035	-0.046	1	-0.006	0.011	-0.033	0.024
. = sarat...	-0.077	-0.010	-0.005	-0.005	-0.013	-0.017	-0.006	1	0.082	-0.040	-0.034
.. = Medl...	0.074	-0.038	-0.066	-0.012	-0.058	-0.021	0.011	0.082	1	-0.483	-0.409
.. = Much	-0.030	-0.011	0.098	-0.046	0.048	0.008	-0.033	-0.040	-0.483	1	-0.602
.. = low	-0.036	0.046	-0.042	0.059	0.003	0.011	0.024	-0.034	-0.409	-0.602	1

### مقایسه مدل پیشنهادی با مدل‌های ایجادشده در سال‌های اخیر

در شهر همدان ( سهیلا ملک‌پور و منصور اسماعیل‌پور، ۱۳۹۶) به داده‌کاوی ۳۹۱ بیمار مبتلا به افسردگی پرداختند. در پژوهش آنان ویژگی‌هایی نظیر: سن، جنسیت، مسافرت، عقاید مذهبی، ورزش و ... مورد بررسی قرار گرفت. آنان با استفاده از الگوریتم‌های درخت تصمیم، الگوریتم شبکه‌های عصبی و رافست به داده‌کاوی داده‌ها پرداختند. دقت مدل شبکه‌های عصبی در پژوهش آنان ۸۸٫۴۹٪، در مدل رافست ۸۲٫۵٪ و در مدل درخت تصمیم ۹۵٫۴٪ بود که این مدل به عنوان بهترین مدل ارائه شد (ملک‌پور، اسماعیل‌پور، ۱۳۹۶).

در آمریکا (شادی بانیتان، کوین دایمی، ۲۰۱۴) به بررسی عوامل خلقی مؤثر بر روی افسردگی پرداختند. در این پژوهش، آنان ویژگی‌های خلقی نظیر: پرخاشگری، اضطراب، میزان گریه کردن، غم و اندوه، بد خلقی، مصرف مواد و ... را مورد بررسی قرار دادند. آنان از الگوریتم C4.5 استفاده کردند. آنان ۶۰۰ نفر را مورد بررسی قرار دادند. مدلی که ارائه دادند، ۹۲٫۵٪ دقت دارد.

در تحقیقی دیگر (فادا ازاب، مهدی محمدی، ۲۰۱۵) مطالعه‌ای را روی ۵۳ نفر بزرگسال انجام دادند که به این سؤال پاسخ دهند که آیا از روی نوارهای مغزی افراد میتوان افسرده بودن یا نبودن آنها را تشخیص داد؟ آنها داده‌های مورد نیاز را از نوارهای مغزی این افراد به دست آوردند و با استفاده از الگوریتم‌های آنالیز تشخیص خطی<sup>۱</sup> و ژنتیک به داده‌کاوی آنان پرداختند. مدل ترکیبی

آنان با ۸۰ درصد صحت، ۷۰ درصد حساسیت و ۷۶ درصد ویژگی ارائه شد و نتیجه به دست آمده حاکی از آن بود که نوارهای مغزی می‌تواند معیار خوبی برای تشخیص افراد سالم از افسرده باشد.

جدول ۱۷: مقایسه مدل پیشنهادی با مدل‌های ایجادشده در سال‌های اخیر

سال	تعداد ویژگی	تعداد رکورد	برنامه	مدل پیشنهادی	نتیجه
۱۳۹۶	۸	۳۹۱	اس.پی.اس.اس و کا	الگوریتم درخت تصمیم	دقت: ۹۵,۴٪ حساسیت: ۹۱,۶٪
۲۰۱۴	۲۱	۶۰۰	و کا	C4.5	دقت: ۹۲,۵٪
۲۰۱۵	۹	۵۳	و کا	ترکیب LDA و ژنتیک	صحت: ۸۰٪ حساسیت: ۷۱٪ ویژگی: ۷۶٪
مدل پیشنهادی در این پایان نامه ۱۳۹۷	۱۷	۴۷۰	رپیدمایر اس.پی.اس.اس	ترکیب درخت تصمیم و ماشین‌بردار پشتیبان	دقت: ۹۴,۸۱٪ حساسیت: ۹۴,۸٪ ویژگی: ۹۴,۴٪ کارایی: ۸۸,۸٪ ضریب کاپا: ۸۱,۳٪

### نتیجه‌گیری

در این پژوهش، هدف اصلی بررسی پارامترهای سبک زندگی، موسیقی مورد علاقه و ارتباط آن با بیماری افسردگی بوده است تا بتوان ارتباط بین آنها را بررسی و راه‌حلی در جهت درمان ارائه داد. داده‌ها از طریق مراکز روان‌درمانی و همچنین تست افسردگی بک جمع‌آوری شدند. ۸۵۰ نفر مورد بررسی قرار گرفتند که از این میان، ۴۷۰ نفر افسردگی داشتند که اطلاعات دیتاست اصلی بر روی این ۴۷۰ نفر اعمال شد. دو الگوریتم درخت تصمیم‌گیری و ماشین‌بردار پشتیبان برای کشف الگوهای پنهان روی داده‌های بیماران افسرده اعمال شدند. نتایج به دست آمده نشان داد که دو فاکتور موسیقی مورد علاقه‌ای که بیمار گوش می‌دهد و میزان ورزشی که می‌کند، بر روی میزان افسردگی بیماران تأثیر زیادی دارد. ویژگی‌های تعداد فرزندان، تک‌فرزند بودن و فرزند چندم بودن تأثیر کمی بر روی میزان افسردگی افراد دارد و همچنین بیماری‌های فیزیکی نظیر: بیماری‌های قلبی، کبدی و کلیوی در افراد با افسردگی زیاد و بیماری‌های: هورمونی، گوارشی و میگرنی در افراد با افسردگی کم بیشتر دیده می‌شود. نتایج نشان داد که افسردگی حاد در خانم‌ها بیشتر از آقایان است. نتایج پژوهش

حاکمی از این است که افراد با افسردگی زیاد تمایل به گوش دادن به سبک‌های غمگین و راک و متال دارند و همچنین اکثراً در شب‌ها موسیقی گوش می‌دهند و از طرفی، گوش دادن به موسیقی پاپ و سنتی در افراد با افسردگی کم و کسانی که افسرده نیستند بیشتر به چشم می‌خورد. گوش کردن به موسیقی‌های غمگین و راک و متال به خصوص شب‌ها می‌تواند میزان افسردگی در افراد را افزایش دهد. از این رو، این سبک از موسیقی به افراد افسرده پیشنهاد نمی‌شود و بهتر است که موسیقی‌های شاد و سنتی ایرانی گوش دهند. موسیقی‌های آرامش‌بخش و شاد در بهبود میزان افسردگی بسیار مؤثر است و همچنین از مبتلا شدن فرد به افسردگی تا حدی جلوگیری می‌کند. تشویق جامعه به ورزش کردن و همچنین گوش کردن به موسیقی‌های آرامش‌بخش و شاد در طول روز می‌تواند راه حلی برای داشتن جامعه‌ای سالم‌تر، شادتر و به دور از افسردگی باشد.

## منابع

- Akthar F, Hahne C. RapidMiner 5 Operator Reference. 2012.
- Alizadehsani R, Habibi J, Hosseini MJ, Mashayekhi H, Boghrati R, Ghandeharioun A, Bahadorian B, Sani ZA. A data mining approach for diagnosis of coronary artery disease. 2013. *Comput Methods Programs Biomed* 111:52–61. [PubMed: 23537611].
- Caddy C, Amit B.H, McCloud T.L et al. Ketamine and other glutamate receptor modulators for depression in adults. 2015. *Cochrane Database of Systematic Reviews*. no. 9. article CD011612.
- ChaitraliDangare S, SulabaApte S. Improved study of disease prediction using data mining classification techniques. 2010. *Int.J.Comp.Appl*.
- Chen L, Zhou S, Bryant J. Temporal changes in mood repair through music consumption: Effects of mood, mood salience, and individual differences. 2007. *Media Psychology*.
- Corporation T C. *Introduction to Data Mining and Knowledge Discovery*. 2005
- Daimi K, Banitaan S. Using Data Mining to Predict Possible Future Depression Cases. 2014. Vol.3. No.4.
- Dipnall Joanna F, Pasco Julie A and Berk M. Fusing Data Mining, Machine Learning and Traditional Statistics to Detect Biomarkers Associated with Depression. 2016.
- Esfandiari N, Mansouri S. The effect of listening to light and heavy Music on reducing the symptoms of depression among female students. 2014. *Arts Psychother*. 41. 211–213.
- FaiChan M, EstherMok. Effects of music on depression and sleep quality in elderly people: A randomised controlled trial. 2010. *Complementary Therapies in Medicine*.
- Halaris A. A primary focus on the diagnosis and treatment of major depressive disorder in adults. 2011.
- Han J, Kamber M, Pei J. *Data mining: concepts and techniques*: Morgan kaufmann. 2006.
- Hossein zadeh S. Data mining and its application to health at the first specialized conference on electricity and computers. 1363. No.4. In persian
- Huang Yu-Jhen, Hsien-Yuan Lane, and Chieh-Hsin Lin. New Treatment Strategies of Depression: Based on Mechanisms Related to Neuroplasticity. 2017. Article ID 4605971. 11 pages.
- Kharya S. Using data mining techniques for diagnosis and prognosis of cancer disease. 2012. *Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol*. vol. 2. no. 2. pp. 55–66.
- Leubner D, Hinterberger T. Reviewing the Effectiveness of Music Interventions in Treating Depression. 2017.
- Malekpour S, Esaeilpour M. Investigating Factors Affecting Depression in People Using Data Mining Methods. 1396. In Persian



- Mathew RJ, Largen J, Claghorn JL. Biological Symptoms of Depression. 1979. *Psychosomatic Medicine*. vol/issue: 41(6). pp. 439-443.
- Milovic B, Milovic M. Prediction and Decision Making in Health Care using Data Mining. 2012. *International Journal of Public Health Science (IJPHS)*. vol/issue: 1(2). pp. 69-78.
- Milovic B, Milovic M. Prediction and Decision Making in Health Care using Data Mining. 2012. *International Journal of Public Health Science (IJPHS)*. vol/issue: 1(2). pp. 69-78.
- Mohammadi M, Al-Azab F, Raahemi B. Data mining EEG signals in depression for their diagnostic value. 2015
- Perez S, Perez V. Affects of music therapy on depression compared with psychotherapy. 2010. *The Arts in Psychotherapy* 37. 387–390.
- Taneja A. Heart Disease Prediction System Using Data Mining Techniques. 2013.
- Yoon S, Bakken S. Using a Data Mining Approach to Discover Behavior Correlates of Chronic Disease: A Case Study of Depression. 2014. *Stud Health Technol Inform*.