

تعیین اعتبار مقایسه‌ای روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و روابط ریاضی در تشخیص کم‌خونی ناشی از فقر آهن و تالاسمی در مراکز غربالگری شمال ایران در سال ۱۳۹۳

مهرداد خاکی جامعی^۱، خدیجه میرزایی تالارپشتی^۱

^۱ مربی، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد ساری

چکیده

سابقه و هدف: روش‌های سنتی تشخیص افتراقی فقر آهن و بتا تالاسمی مینور با استفاده از CBC دارای دقت کافی نیستند و آزمایشات تکمیلی نظیر الکتروفورز هموگلوبین زمان‌بر و پرهزینه هستند. هدف این مطالعه معرفی روش‌های دقیق‌تر و کم‌هزینه‌تر مبتنی بر هوش مصنوعی بود.

روش بررسی: در این پژوهش، تعداد ۵۱۰ نمونه CBC از چندین مرکز غربالگری تالاسمی واقع در شمال ایران جمع‌آوری شدند که تعداد نمونه‌های مربوط به فقر آهن، تالاسمی مینور و نرمال به ترتیب برابر با ۱۶۷، ۱۳۲ و ۲۱۱ بود. نمونه‌های به دست آمده توسط روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی شامل سیستم استنتاج فازی عصبی (ANFIS) و پرسپترون چندلایه (MLP)، با روش تعیین اعتبار Cross Validation مورد ارزیابی قرار گرفتند که در هر مرحله نتایج با روش‌های سنتی مبتنی بر روابط ریاضی مقایسه شدند. یافته‌ها: شاخص‌های حساسیت (SENS)، ویژگی (SPEC)، ارزش اخباری مثبت (PPV)، ارزش اخباری منفی (NPV)، دقت (ACC) و شاخص یدون (YI) برای کلیه روش‌ها در هر مرحله از Cross Validation به دست آمدند. آزمون آماری t روی شاخص‌های مذکور نشان داد که بین روش‌های ANFIS و MLP تفاوت معنی‌داری وجود ندارد ($p < 0.05$). همچنین تفاوت معنی‌داری بین روش‌های ریاضی وجود نداشت ($p < 0.05$). اما مقایسه روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی با روش‌های ریاضی نشان داد که بین آنها اختلاف معنی‌داری وجود دارد ($p < 0.05$).

نتیجه‌گیری: استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، به عنوان ابزاری در دست متخصصان، می‌تواند در تشخیص‌های افتراقی بیماری‌هایی که دارای شباهت زیادی هستند، افزایش دقت قابل توجهی را ممکن سازد.

واژگان کلیدی: فقر آهن، تالاسمی مینور، سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی، پرسپترون چندلایه، شمارش کامل خون.

مقدمه

انجام می‌شود. مراحل این الگوریتم به طور خلاصه به صورت زیر است.

ابتدا از زوج داوطلب ازدواج آزمایش خون کامل (CBC) گرفته می‌شود و در صورت نرمال بودن حداقل یکی از آنها مجوز ازدواج صادر خواهد شد. چنانچه مقادیر اندکس‌های MCV، MCH و MCHC به دست آمده از هر دو نفر در محدوده‌ای باشند که تشخیص قطعی به تالاسمی مینور داده شود، زوج مورد نظر برای مشاوره و اقدامات بعدی معرفی خواهند شد. مشکل زمانی پیش می‌آید که مقادیر اندکس‌های یاد شده در محدوده مرزی قرار

غربالگری تالاسمی در بسیاری از کشورهای جهان به جهت ارتقاء سلامت جامعه قبل از اقدام برای ازدواج بصورت اجباری انجام می‌شود. در ایران الگوریتم غربالگری تالاسمی توسط مراکز بهداشت شهرستان‌ها طبق دستورالعمل ابلاغی وزارت بهداشت

آدرس نویسنده مسئول: ساری، دانشگاه آزاد اسلامی، گروه مهندسی کامپیوتر، مهرداد خاکی جامعی

(email: khaki.mehrzad@gmail.com)

تاریخ دریافت مقاله: ۹۴/۱۱/۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۵/۹/۱۵

۵۱۰ نمونه CBC از مراکز یاد شده به دست آمد، که وضعیت برخی از آنها با همان آزمایش اولیه مشخص شده بود. وضعیت نهایی برخی دیگر پس از انجام آزمایشات تکمیلی بطور قطعی تعیین شده بود. در نتیجه نمونه‌های CBC که در اختیار ما قرار داشت از لحاظ تالاسمی مینور و یا فقر آهن وضعیت مشخص شده‌ای داشتند که در بین این نمونه‌ها ۱۶۷ نمونه مربوط به افراد مبتلا به فقر آهن، ۱۳۲ نمونه مربوط به افراد دارای خصوصیت تالاسمی مینور و ۲۱۱ نمونه باقیمانده نیز متعلق به افرادی بود که از لحاظ کم‌خونی نرمال بود. همچنین محدوده سنی این افراد ۱۸ تا ۳۴ سال بود.

روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

هوش مصنوعی (Artificial Intelligence)، امروزه کاربردهای فراوانی در حل مسائل مختلف علمی، مهندسی (۲۰، ۲۱) و پزشکی دارد (۱۷-۱۹، ۲۲-۲۶). همانطور که در بخش مقدمه به آن اشاره شد، در مسئله شناسایی آنمی‌های مختلف تاکنون روش‌های گوناگونی از الگوریتم‌های هوش مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، که در بین آنها شبکه‌های عصبی از جمله پرسپترون چندلایه (MLP) و سیستم استنتاج عصبی‌فازی تطبیقی (ANFIS) موفق‌تر عمل کرده‌اند، که در این مطالعه نیز برای مسئله تشخیص افتراقی فقر آهن و تالاسمی مینور مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

در طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از نکات مهم و موثر در کارایی سیستم، انتخاب درست ورودی‌ها است. چرا که وجود افزونگی در ورودی‌ها و همچنین حذف نادرست یک ورودی مناسب از مجموعه مولفه‌های ورودی موجب کاهش چشمگیری در کارایی شبکه خواهد شد (۲۱، ۲۷، ۲۸). البته انتخاب بهینه ورودی‌ها در یک سیستم همیشه کار ساده‌ای نیست و نیازمند بررسی‌های دقیق و موشکافانه است. در این مطالعه برای تعیین ورودی‌های مناسب از یک روش ترکیبی استفاده شده، به این صورت که ابتدا توسط یک پزشک متخصص بدون اظهار نظر در مورد تشخیص نوع آنمی، تنها وضعیت هر یک از اندکس‌های CBC در نمونه‌های جمع‌آوری شده مشخص شدند، که چند نمونه از آنها را می‌توان در جدول ۱ مشاهده نمود. دو ستون آخر جدول ۱ وضعیت نمونه‌ها را نشان می‌دهد که با توجه به آزمایشات تکمیلی که در مرکز غربالگری آرشیو شده بود بدست آمده‌اند. همانطور که در جدول ۱ دیده می‌شود اندکس‌های MCV، MVH و MCHC تقریباً الگوی مشابهی دارند، لذا به جهت کاهش افزونگی تنها یک مورد از آنها را به

داشته باشند که در این صورت به دلیل شباهت مقادیر اندکس‌های تالاسمی مینور با آنمی‌های دیگر نظیر فقر آهن نیاز به آزمایشات تکمیلی، مانند الکتروفورز هموگلوبین و یا آزمایش ژنتیک خواهد بود. از آنجا که آزمایشات تکمیلی زمان‌بر و پرهزینه هستند، محققان بسیاری همواره در تلاش برای افزایش دقت در تشخیص افتراقی فقر آهن و تالاسمی مینور با استفاده از CBC بوده‌اند.

به طور کلی می‌توان روش‌های تشخیص افتراقی را به دو دسته تقسیم کرد که عبارتند از روش‌های ریاضی که معروف‌ترین آنها عبارتند از اندکس‌های منتز (۱)، انگلند (۲)، سریواستاوا (۳)، شاین (۴)، گرین (۵)، احسانی (۶) و سیردا (۷) و روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و اتوماتیک. اولین تلاش‌ها در راستای ایجاد ابزار تشخیص خودکار مبتنی بر پردازش تصویر (۸)، روش‌های آماری (۹) و تکنیک‌های خوشه‌بندی (۱۰) بودند. کمی بعد، سیستم‌های خبره مورد استفاده قرار گرفتند که در آن سیستم مبتنی بر قواعد (۱۱-۱۳) و ترکیب شبکه‌عصبی مصنوعی با پایگاه مبتنی بر قواعد (۱۴) به طور موفقیت آمیزی مورد آزمایش قرار گرفتند. همچنین گزارش‌های موفق از بکارگیری پرسپترون چندلایه (MLP) (۱۷-۱۵)، k- نزدیکترین همسایه (۱۶)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) (۱۶)، ترکیب درخت تصمیم با الگوریتم ژنتیک (۱۷) و ترکیب شبکه‌عصبی با درخت تصمیم (۱۸) منتشر شده است. در یکی از مطالعات اخیر نتایج به دست آمده از شبکه‌عصبی مصنوعی (ANN) با سیستم استنتاج عصبی‌فازی تطبیقی (ANFIS) مورد مقایسه قرار گرفت (۱۹). به طور کلی در کلیه مطالعات منتشر شده نتایج حاکی از این است که شبکه‌های عصبی نسبت به سیستم‌های یاد شده کارایی بهتری داشته است.

با وجود تحقیقاتی که تاکنون در این زمینه انجام شده است، اما همچنان دقت به دست آمده در آنها با مقدار ایده‌آل فاصله زیادی دارد. در این مطالعه سعی شده است با بررسی دقیق اندکس‌های مختلف به دست آمده از آزمایشات CBC که از مراکز آزمایشگاهی شمال ایران جمع‌آوری شده‌اند، سیستمی با حداکثر دقت جهت تشخیص افتراقی فقر آهن و تالاسمی مینور طراحی گردد.

مواد و روشها

جمع‌آوری داده‌ها

داده‌های مورد نیاز در این تحقیق از آرشیو چندین مرکز غربالگری تالاسمی در شمال ایران جمع‌آوری شدند. تعداد

جدول ۱. چندین مثال از تعیین وضعیت اندکس‌های CBC توسط پزشک متخصص.

ردیف	RBC	Hb	HCT	MCV	MCH	MCHC	بتا تالاسمی	فقر آهن
	(۴/۵-۶/۳)	(۱۳/۵-۱۸)	(۳۹-۵۰)	(۸۰-۹۶)	(۲۷-۳۲)	(۳۸-۳۲)	مینور	
۱	۵/۴۳	↓ ۱۰/۲	↓ ۳۴	↓ ۶۲/۶	↓ ۱۸/۸	↓ ۳۰	+	-
۲	۶/۱۳	↓ ۱۲/۵	۴۰/۱	↓ ۶۵/۴	↓ ۲۰/۴	↓ ۳۱/۲	+	-
۳	↑ ۶/۸	↓ ۱۲/۶	۴۳/۴	↓ ۶۳/۸	↓ ۱۸/۵	↓ ۲۹	+	-
۴	۴/۷۳	↓ ۹/۳	↓ ۳۰/۷	↓ ۶۴/۹	↓ ۱۹/۷	↓ ۳۰/۳	+	-
۵	↓ ۴/۱۳	↓ ۸/۲	↓ ۲۸/۴	↓ ۶۸/۸	↓ ۱۹/۹	↓ ۲۸/۹	+	-
۶	۴/۶۱	↓ ۱۲/۸	↓ ۳۸/۹	۸۴/۴	۲۷/۸	۳۲/۹	-	-
۷	↓ ۴/۳۶	↓ ۱۳/۱	۳۹/۷	۹۱/۱	۳۰	۳۳	-	-
۸	۴/۷۷	↓ ۱۳/۳	۳۹/۷	۸۳/۲	۲۷/۹	۳۳/۵	-	-
۹	↓ ۳/۹۹	↓ ۱۱/۴	↓ ۳۵/۱	۸۸	۲۸/۶	۳۲/۵	-	+
۱۰	↓ ۴/۴	۱۳/۷	۴۰/۵	۹۲	۳۱/۱	۳۳/۸	-	-
۱۱	۶/۶۲	↓ ۱۳/۱	۴۳/۹	↓ ۶۵/۹	↓ ۱۹/۷	↓ ۲۹/۸	+	-
۱۲	۴/۵۶	↓ ۱۰/۳	↓ ۳۴/۷	↓ ۷۶/۱	↓ ۲۲/۶	↓ ۲۹/۷	+	-
۱۳	۵/۹۵	↓ ۱۲/۵	۴۳/۴	↓ ۷۲/۸	↓ ۲۱	↓ ۲۸/۹	+	-
۱۴	۴/۶۵	↓ ۱۰/۵	↓ ۳۵/۶	↓ ۷۶/۶	↓ ۲۲/۶	↓ ۲۹/۵	+	-
۱۵	۵/۱۲	↓ ۱۰/۶	↓ ۳۶/۷	↓ ۷۱/۷	↓ ۲۰/۷	↓ ۲۸/۹	+	-
۱۶	۴/۸۱	↓ ۱۱/۶	↓ ۳۷/۶	↓ ۷۸/۲	↓ ۲۴/۱	↓ ۳۰/۹	-	+
۱۷	۵/۰۵	↓ ۱۱/۵	↓ ۳۸/۸	↓ ۷۶/۸	↓ ۲۲/۸	↓ ۲۹/۹	-	+
۱۸	۴/۸۸	↓ ۱۲/۱	↓ ۳۸/۸	↓ ۷۹/۵	↓ ۲۴/۸	↓ ۳۱/۲	-	+
۱۹	۵/۰۳	↓ ۱۲/۷	۳۹/۹	↓ ۷۹/۳	↓ ۲۵/۲	↓ ۳۱/۸	-	+
۲۰	۵/۱	↓ ۱۳/۲	۳۹/۷	↓ ۷۷/۸	↓ ۲۵/۹	↓ ۳۰/۷	-	+

جدول ۲. روش‌های ریاضی تشخیص افتراقی تالاسمی مینور و فقر آهن

روش	نماد	فرمول	تالاسمی مینور	فقر آهن
منتزر (۱)	MI	MCV/RBC	< ۱۳	≥ ۱۳
انگلد و فریزر (۲)	E&FI	$MCV - RBC - 3 \times Hb = 3.4$	< ۰	≥ ۰
سریواستوا و بوینگتون (۳)	S&BI	MCH/RBC	< ۳/۸	≥ ۳/۸
شاین و لال (۴)	S&LI	$MCV^2 \times MCH \times 0.01$	< ۱۵۳۰	≥ ۱۵۳۰
گرین و کینگ (۵)	G&KI	$MCV^2 \times RDW / (Hb \times 100)$	< ۷۲	≥ ۷۲
احسانی (۶)	EI	$MCV - 10 \times RBC$	< ۱۵	≥ ۱۵
سیردا (۷)	SI	$MCV - RBC - 3 \times Hb$	< ۲۷	≥ ۲۷

یک فولد (fold) گفته می‌شود، تقسیم می‌شوند. اندازه فولدها تقریباً برابر است. در هر مرحله یک فولد برای تست و مابقی برای آموزش سیستم استفاده می‌گردند. تعداد مراحل الگوریتم برابر تعداد فولدها خواهد بود. در نتیجه پس از اتمام الگوریتم به تعداد فولدها نتیجه به دست می‌آید. در این مطالعه تعداد نمونه‌های موجود که ۵۱۰ عدد بوده‌اند، به ۱۰ فولد مساوی با تعداد ۵۱ نمونه در هر کدام تقسیم شد؛ لذا اصطلاحاً به این روش 10-fold Cross Validation گفته می‌شود. پس از تقسیم بندی، در هر مرحله از الگوریتم

عنوان ورودی انتخاب کردیم. در نهایت پس از آزمون سیستم با حالات مختلف از ورودی‌ها، بهترین حالت در این مطالعه با چهار ورودی RBC، Hb، HCT و MCV به دست آمد. استراتژی که برای ارزیابی عملکرد مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی قرار می‌گیرد، بسته به شرایط مختلف اتخاذ می‌شود. در این مطالعه روشی که برای ارزیابی مدل‌های MLP و ANFIS مورد استفاده قرار گرفته است، Cross Validation نام دارد. این روش به این صورت عمل می‌کند که داده‌های جمع‌آوری شده به چند دسته که به هر کدام

روش‌های مبتنی بر روابط ریاضی

روش‌هایی که بصورت سنتی برای تشخیص افتراقی فقر آهن و تالاسمی مینور مورد استفاده قرار می‌گرفتند مبتنی بر روابط ریاضی بین اندکس‌های مختلف CBC بوده‌اند. معروف‌ترین روش‌های مبتنی بر فرمول‌های ریاضی در جدول ۲ نشان داده شده‌اند.

یافته‌ها

برای مقایسه کلیه روش‌ها از شش معیار حساسیت (sensitivity)، ویژگی (specificity)، دقت (accuracy)، ارزش اخباری مثبت (positive predictive value)، ارزش اخباری منفی (negative predictive value) و شاخص یدون (Youden's Index) استفاده کردیم که این معیارها از روابط زیر به دست می‌آیند:

یک فولد برای تست و ۹ فولد دیگر برای آموزش سیستم استفاده می‌شوند. در نتیجه تعداد داده‌هایی که در هر مرحله برای آموزش استفاده می‌شود، برابر ۴۵۹ عدد است. این الگوریتم ۱۰ بار تکرار شده که در هر مرحله فولد دیگری برای تست جدا شده و ما بقی در آموزش شرکت می‌کنند. این نکته خیلی مهم است که برای ارزیابی صحیح قدرت تعمیم سیستم، داده‌های آموزش در تست شرکت نکنند. در نهایت با توجه به تعداد مراحل الگوریتم (که برابر با تعداد فولد ها است)، ۱۰ مقدار به ازای هر شاخص بدست می‌آید که بدیهی است برای ارزیابی بهتر در هر یک از ۱۰ مرحله الگوریتم روش‌های ریاضی نیز که در بخش بعد شرح داده خواهند شد. روی دسته‌ای که در آن مرحله برای تست جدا شده است، اعمال شده و به ازای هر کدام از این روش‌ها نیز شاخص‌های مورد نظر بدست می‌آیند.

جدول ۳: نتایج بدست آمده برای شاخص حساسیت و ویژگی در تشخیص فقر آهن در ۵۱۰ نمونه

	روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی																	
	روش‌های مبتنی بر روابط ریاضی																	
	MI		E&FI		S&BI		S&LI		G&KI		SI		EI		MLP		ANFIS	
	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC
۱	۸۸/۲	۹۲/۳	۸۱/۹	۸۷/۲	۸۴/۹	۹۰/۳	۹۱/۷	۹۲/۱	۸۶/۳	۸۸/۳	۸۳/۳	۸۸/۰	۸۰/۷	۸۹/۱	۹۹/۶	۹۹/۱	۹۵/۳	۹۸/۱
۲	۸۷/۳	۹۵/۰	۸۱/۰	۸۵/۶	۸۴/۲	۸۹/۸	۹۴/۳	۹۰/۱	۸۶/۴	۸۷/۶	۸۳/۴	۹۱/۰	۸۲/۷	۸۹/۳	۹۸/۳	۹۷/۹	۹۶/۲	۹۷/۶
۳	۸۸/۳	۹۰/۱	۱۸۳	۸۸/۳	۸۳/۳	۸۹/۱	۹۴/۹	۹۰/۰	۸۶/۰	۸۸/۴	۸۳/۴	۸۸/۴	۸۴/۵	۸۹/۵	۹۱/۴	۹۸/۹	۹۷/۱	۹۵/۴
۴	۸۸/۶	۹۱/۳	۸۲/۰	۸۷/۳	۸۴/۸	۹۰/۰	۹۲/۲	۹۰/۲	۹۲/۶	۸۹/۲	۸۰/۶	۸۸/۵	۸۱/۳	۹۰/۱	۹۳/۴	۹۸/۳	۹۳/۴	۹۷/۲
۵	۸۸/۲	۹۱/۳	۸۱/۹	۹۲/۷	۹۱/۸	۸۹/۹	۹۱/۲	۹۰/۲	۸۸/۰	۷۸/۵	۷۸/۶	۸۸/۳	۸۴/۳	۸۹/۳	۹۹/۱	۹۸/۱	۹۳/۵	۹۷/۶
۶	۸۷/۰	۹۰/۹	۸۲/۰	۹۰/۳	۸۳/۳	۸۹/۸	۹۳/۱	۹۲/۴	۸۶/۳	۸۸/۵	۸۲/۹	۷۹/۵	۸۳/۷	۸۹/۶	۹۹/۱	۹۹/۰	۹۶/۱	۹۸/۱
۷	۸۸/۱	۸۳/۰	۸۶/۱	۸۷/۴	۸۵/۰	۹۰/۳	۹۷/۶	۸۹/۹	۸۶/۷	۸۷/۸	۸۳/۳	۸۸/۳	۸۴/۵	۸۸/۷	۹۹/۲	۹۸/۶	۹۵/۹	۹۶/۸
۸	۹۱/۰	۹۱/۴	۸۱/۹	۸۲/۳	۸۴/۸	۸۵/۹	۹۳/۵	۹۰/۱	۸۷/۳	۸۸/۳	۸۳/۴	۸۸/۳	۸۴/۳	۸۱/۲	۹۶/۶	۹۶/۶	۹۵/۴	۹۷/۹
۹	۸۸/۲	۹۰/۷	۸۱/۷	۸۴/۶	۸۴/۸	۸۹/۹	۹۲/۸	۸۹/۹	۸۵/۲	۸۵/۸	۸۳/۳	۸۵/۹	۸۵/۰	۸۹/۳	۹۹/۳	۹۹/۴	۹۷/۵	۹۳/۶
۱۰	۸۷/۹	۸۸/۵	۷۷/۶	۸۵/۴	۸۲/۹	۹۱/۶	۹۳/۳	۹۰/۱	۸۶/۲	۸۸/۴	۹۰/۱	۸۵/۸	۸۴/۱	۹۴/۰	۹۹/۵	۹۷/۸	۹۸/۱	۹۷/۵

جدول ۴: نتایج بدست آمده برای شاخص ویژگی در تشخیص تالاسمی مینور در ۵۱۰ نمونه

	روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی																	
	روش‌های مبتنی بر روابط ریاضی																	
	MI		E&FI		S&BI		S&LI		G&KI		SI		EI		MLP		ANFIS	
	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC	SNS	SPC
۱	۹۱/۲	۹۲/۶	۷۲/۴	۸۳/۱	۸۲/۴	۸۹/۴	۹۱/۶	۹۷/۸	۸۸/۲	۹۵/۰	۸۳/۱	۸۸/۴	۸۹/۶	۹۶/۸	۹۷/۱	۹۹/۳	۹۸/۱	۹۶/۸
۲	۸۹/۳	۹۵/۱	۷۵/۶	۷۲/۴	۸۰/۶	۹۱/۲	۹۲/۷	۹۶/۹	۸۶/۱	۹۲/۴	۸۲/۹	۸۹/۹	۸۸/۴	۹۵/۲	۹۷/۶	۹۹/۱	۹۹/۲	۹۵/۸
۳	۸۵/۱	۹۱/۳	۷۷/۹	۷۸/۹	۸۹/۲	۹۳/۵	۹۲/۶	۹۵/۷	۹۵/۱	۹۸/۱	۸۴/۶	۹۱/۶	۸۱/۶	۹۱/۷	۹۸/۶	۹۵/۸	۹۹/۳	۹۸/۳
۴	۸۴/۶	۸۹/۶	۷۹/۱	۸۵/۶	۹۰/۱	۹۸/۶	۹۰/۸	۹۹/۱	۹۶/۶	۹۳/۳	۷۸/۱	۹۰/۲	۹۵/۷	۹۸/۱	۹۲/۹	۹۹/۷	۹۸/۲	۹۶/۶
۵	۸۶/۲	۸۸/۹	۷۱/۶	۸۸/۱	۸۷/۶	۸۴/۹	۹۴/۱	۹۴/۹	۹۱/۳	۹۳/۸	۸۳/۳	۹۲/۱	۹۳/۲	۹۷/۱	۹۹/۱	۹۷/۴	۹۷/۶	۹۹/۲
۶	۸۵/۷	۹۲/۹	۷۲/۸	۷۴/۶	۸۸/۳	۹۶/۱	۹۵/۱	۹۵/۸	۸۹/۴	۸۹/۲	۷۹/۲	۸۸/۷	۹۴/۵	۹۱/۸	۹۸/۸	۹۶/۶	۹۶/۸	۹۵/۴
۷	۸۷/۶	۹۴/۱	۷۴/۶	۷۷/۲	۸۱/۹	۹۳/۴	۸۹/۳	۹۷/۱	۹۰/۱	۹۸/۶	۸۰/۷	۹۴/۳	۸۱/۹	۹۲/۲	۹۷/۴	۹۸/۹	۹۷/۹	۹۹/۶
۸	۸۸/۱	۹۵/۷	۷۵/۳	۷۶/۹	۸۴/۶	۹۰/۶	۸۸/۹	۹۸/۳	۹۰/۶	۹۷/۱	۸۲/۶	۹۲/۶	۹۲/۷	۹۱/۴	۹۷/۹	۹۷/۵	۹۸/۸	۹۷/۶
۹	۹۰/۳	۹۱/۸	۷۵/۹	۸۲/۴	۸۸/۱	۹۸/۹	۹۵/۱	۹۷/۱	۹۱/۰	۹۴/۶	۸۱/۶	۹۲/۷	۸۹/۴	۹۵/۵	۹۶/۳	۹۸/۷	۹۸/۴	۹۸/۴
۱۰	۸۷/۶	۹۲/۹	۷۶/۱	۸۳/۵	۸۷/۹	۹۲/۲	۹۲/۶	۹۵/۸	۹۳/۷	۹۵/۲	۸۴/۲	۹۲/۹	۹۶/۲	۹۶/۲	۹۷/۰	۹۹/۴	۹۷/۵	۹۸/۹

معنی‌داری با هم نداشتند ($p < 0.05$). اما بین روش‌های MLP با روش‌های ریاضی تشخیص کم‌خونی فقر آهن و تالاسمی مینور از لحاظ شاخص‌های حساسیت و ویژگی تفاوت معنی‌داری وجود داشت ($p < 0.05$). همچنین بین روش‌های ANFIS با روش‌های تشخیص کم‌خونی فقر آهن و تالاسمی مینور مبتنی بر روابط ریاضی از لحاظ شاخص‌های حساسیت و ویژگی تفاوت معنی‌داری وجود داشت ($p < 0.05$).

تحلیل‌های فوق بر روی مابقی شاخص‌ها نیز صورت گرفت که نتایج حاصل از این بررسی‌ها در جدول ۵ نشان داده شده است. همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، نتایج مشابهی با نتایج به دست آمده برای شاخص‌های حساسیت و ویژگی، در مورد بقیه شاخص‌ها حاصل شد. به طور کلی می‌توان گفت که کارایی روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به مراتب بیشتر از روش‌های مبتنی بر فرمول‌های ریاضی هستند. همچنین روش‌های مختلف ممکن است رفتار متفاوتی را در حالات مختلف از خود نشان دهند. به عنوان مثال، در تشخیص تالاسمی مینور روش ANFIS دارای شاخص حساسیت بالاتری نسبت به MLP است، در حالی که در تشخیص کم‌خونی فقر آهن روش ANFIS نسبت به MLP دارای شاخص حساسیت کمتری است. اما در مجموع روش MLP هم در تشخیص فقر آهن و هم در تشخیص تالاسمی

$$SENS = \frac{TP}{TP + FN} \times 100$$

$$SPEC = \frac{TN}{TN + FP} \times 100$$

$$ACC = \frac{TP + TN + FP + FN}{TP + TN + FP + FN} \times 100$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \times 100$$

$$NPV = \frac{TN}{TN + FN} \times 100$$

$$YI = SENS + SPEC - 100$$

که در آنها TP، TN، FP و FN به ترتیب، تعداد پاسخ‌های درست مثبت و منفی و تعداد پاسخ‌های نادرست مثبت و منفی هستند. پس از اتمام کلیه تست‌ها، ما به ازای هر روش در هر یک از حالت‌های تشخیص فقر آهن و تشخیص تالاسمی به ازای هر شاخص ۱۰ مقدار خواهیم داشت که به عنوان نمونه، جداول ۳ و ۴ این مقادیر را برای شاخص حساسیت و ویژگی به ترتیب برای فقر آهن و تالاسمی نشان می‌دهند. شاخص‌های بدست آمده برای حساسیت و ویژگی با استفاده از SPSS نسخه ۱۹ تحلیل شده و با استفاده از آزمون t مورد بررسی قرار گرفتند. در نهایت نتایج حاصل از آزمون نشان داد که از لحاظ شاخص‌های حساسیت و ویژگی، روش‌های هوش مصنوعی مورد بررسی، MLP و ANFIS تفاوت معنی‌داری باهم ندارند ($p < 0.05$). همچنین روش‌های ریاضی تشخیص فقر آهن و تالاسمی نیز از لحاظ شاخص‌های حساسیت و ویژگی تفاوت

جدول ۵. نتایج کلی آزمون روش‌های مختلف تشخیص کم‌خونی ناشی از فقر آهن و تالاسمی (۵۱۰ نمونه)

YI	ACC	NPV	PPV	SPEC	SENS		
۹۳/۸	۹۷/۰	۹۷/۳	۹۶/۴	۹۷/۰	۹۶/۸	ANFIS	هوش
۹۵/۹	۹۸/۴	۹۸/۹	۹۳/۳	۹۸/۴	۹۷/۵	MLP	مصنوعی
۷۸/۷	۸۹/۷	۸۹/۸	۸۸/۶	۹۰/۴	۸۸/۳	MI	ریاضی
۶۹/۸	۸۵/۵	۸۵/۸	۸۳/۱	۸۷/۹	۸۱/۹	E&FI	تالاسمی
۷۴/۵	۸۷/۶	۸۸/۴	۸۶/۷	۸۹/۶	۸۴/۹	S&BI	
۹۰/۲	۹۳/۸	۹۵/۳	۸۹/۱	۹۶/۸	۹۳/۴	S&LI	
۸۱/۸	۹۰/۴	۹۲/۶	۸۶/۹	۹۴/۷	۸۷/۱	G&KI	
۷۰/۴	۸۵/۹	۸۷/۴	۸۵/۱	۸۷/۲	۸۳/۲	SI	
۷۲/۵	۸۷/۷	۸۷/۸	۸۵/۲	۸۹/۰	۸۳/۵	EI	هوش مصنوعی
۹۵/۸	۹۷/۱	۹۸/۹	۹۳/۶	۹۷/۶	۹۸/۲	ANFIS	
۹۵/۵	۸۹/۹	۹۹/۱	۹۶/۴	۹۸/۲	۹۷/۳	MLP	
۸۰/۱	۹۳/۲	۹۴/۸	۸۸/۷	۹۲/۵	۸۷/۶	MI	
۵۵/۳	۸۱/۳	۸۷/۶	۶۹/۴	۸۰/۲	۷۵/۱	E&FI	
۷۸/۹	۹۱/۸	۹۳/۷	۸۲/۹	۹۲/۸	۸۶/۱	S&BI	
۸۹/۱	۹۴/۶	۹۶/۸	۹۳/۱	۹۶/۸	۹۲/۳	S&LI	
۸۵/۴	۹۲/۷	۹۵/۲	۹۰/۵	۹۴/۹	۹۱/۲	G&KI	
۷۳/۲	۸۵/۹	۹۱/۶	۷۴/۳	۹۱/۲	۸۲/۰	SI	
۸۴/۸	۹۱/۶	۹۴/۳	۸۸/۰	۹۴/۶	۹۰/۲	EI	

مینور عملکرد بهتری داشته است.

بودن مسئله، روش MLP با دقت ۹۸/۹ روش مناسب‌تری خواهد بود.

بحث

نتایج به دست آمده از داده‌های تست نشان‌دهنده برتری قابل ملاحظه روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نسبت به روش‌های سنتی و مبتنی بر فرمول‌های ریاضی است. با توجه به تفاوت در حالات مختلف می‌توان گفت که انتخاب روش بستگی به هدف و شرایط موضوع خواهد داشت. به عنوان مثال، چنانچه هدف تشخیص فقر آهن بوده و حساسیت بالا مورد نظر باشد، روش ANFIS می‌تواند از دقت کافی برخوردار باشد. اما در مسئله غربالگری تالاسمی، چون هدف، تشخیص تالاسمی مینور است و با توجه به اهمیت موضوع و حیاتی

مقایسه نتایج به دست آمده در این مطالعه با نتایج منتشر شده در مطالعات مشابه اخیر در جدول ۵ نشان می‌دهد که بهبود قابل توجهی در روش‌های معرفی شده حاصل شده است که این بهبود، همان طور که قبلاً نیز گفته شد، به دلیل انتخاب مناسب ورودی‌های سیستم به دست آمده است. نتایج درج شده در جدول ۶ برای روش‌های به کار رفته در این مطالعه، به صورت میانگین دو حالت تشخیص فقر آهن و تالاسمی مینور است. در پایان، این نکته را یادآور می‌شویم که می‌توان با تکرار آزمایشات و آزمودن روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در مقیاس وسیع‌تر در مطالعات آینده به دقت‌های بالاتری دست پیدا کرد.

REFERENCES

1. Mentzer WC. Differentiation of iron deficiency from thalassemia trait. *Lancet* 1973;1:882.
2. England JM, Fraser PM. Differentiation of iron deficiency from thalassemia trait by routine blood-count. *Lancet* 1973;1:447-49.
3. Srivastava PC, Bevington JM. Iron deficiency and/or thalassemia trait. *Lancet* 1973;1:832-35.
4. Shine I, Lal S. A strategy to detect beta thalassemia minor. *Lancet*. 1977;1:692-94.
5. Green R, King R. A new red blood cell discriminant incorporating volume dispersion for differentiating iron deficiency anemia from thalassemia minor. *Blood Cells* 1989;15:43-44.
6. Ehsani MA, Shahgholi E, Rahiminejad MS, Seighali F, Rashidi A. A new index for discrimination between iron deficiency anemia and beta-thalassemia minor: results in 284 patients. *Pak J Biological Sci* 2009;12:473-5.
7. Sirdah M, Tarazi I, Najjar EA, Haddad RA. Evaluation of the diagnostic reliability of different RBC indices and formulas in the differentiation of the β -thalassemia minor from iron deficiency in Palestinian population. *Int J Lab Hematol* 2008;30:324-30.
8. Lund PR, Barnes RD. Automated classification of anaemia using image analysis. *Lancet* 1972;300:463-64.
9. Engle RL, Flehinger BJ, Allen S, Friedman R, Lipkin M, Davis BJ, et al. HEME: a computer aid to diagnosis of hematologic disease. *Bull N Y Acad Med* 1976;52:584-600.
10. Barosi GM, Cazzola, Berzuini C, Quaglini S, Stefanelli M. Classification of anemia on the basis of ferrokinetic parameters. *Br J Haematol* 1985;61:357-70.
11. Lanzola G, Stefanelli M, Barosi G, Magnani L. Neoanemia: a knowledge-based system emulating diagnostic reasoning. *Comput Biomed Res* 1990;23:560-82.
12. Quaglini S, Stefanelli M, Barosi G, Berzuini A. Anemia: an expert consultation system. *Comput Biomed Res* 1986;19:13-27.
13. Quaglini S, Stefanelli M, Barosi G, Berzuini A. A performance evaluation of the expert system anemia. *Comput Biomed Res* 1988;21:307-23.
14. Birndorf NI, Pentecost JO, Coakley JR, Spackman KA. An expert system to diagnose anemia and report results directly on hematology forms. *Comput Biomed Res* 1996;29:16-26.
15. Amendolia SR, Brunetti A, Carta P, Cossu G, Ganadu ML, Golosio B, et al. A real-time classification system of thalassaemic pathologies based on artificial neural networks. *Med Decis Making* 2002;22:18-26.
16. Amendolia SR, Cossu G, Ganadu ML, Golosio B, Masala GL, Mura GM. A comparative study of k-nearest neighbour, support vector machine and multi-layer perceptron for thalassemia screening. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 2003;1:13-20.
17. Wongseree W, Chaiyaratana N, Vichittumaros K, Winichagoon P, Fucharoen S. Thalassaemia classification by neural networks and genetic programming. *Information Sciences* 2007;177:771-86.

18. Piroonratana T, Wongseree W, Assawamakin A, Paulkhaolarn N, Kanjanakorn C, Sirikong M, et al. Classification of haemoglobin typing chromatograms by neural networks and decision trees for thalassaemia screening. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 2009;99:101-10.
19. Azarkhish I, Raoufy MR, Gharibzadeh S. Artificial intelligence models for predicting iron deficiency anemia and iron serum level based on accessible laboratory data. *J Med Sys* 2012;36:2057-61.
20. Jamei MK, Nekoui MA, editors. Improving the Performance of the PI Systems through the Use of Neural Network. International Conference on Computer Engineering and Applications; 2010; Bali, Indonesia: IEEE.
21. Menhaj MB. Fundamentals of Neural Networks. Tehran: Amir Kabir University; 2002.
22. Khedher L, Ramrez J, Gorriz JM, Brahim A, Segovia F. Early diagnosis of Alzheimer's disease based on partial least squares, principal component analysis and support vector machine using segmented MRI images. *Neurocomputing*. 2015;3:139-50.
23. Caocci G, Baccoli R, Vacca A, Mastronuzzi A, Bertaina A, Piras E, et al. Comparison between an artificial neural network and logistic regression in predicting acute graft-vs-host disease after unrelated donor hematopoietic stem cell transplantation in thalassemia patients. *Exp Hematol* 2010;38:426-33.
24. Polat K, Güneş S. An expert system approach based on principal component analysis and adaptive neuro-fuzzy inference system to diagnosis of diabetes disease. *Digital Signal Processing* 2007;17:702-10.
25. Torres A, Nieto JJ. Fuzzy logic in medicine and bioinformatics. *J Biomed Biotechnol*. 2006;2006:91908.
26. Ramesh AN, Kambhampati C, Monson JR, Drew PJ. Artificial intelligence in medicine. *Ann R Coll Surg Engl*. 2004;86:334-38.
27. Holden AV, Kryokuv VI. Neural networks - Theory and architecture. New York: manchester university press; 1990.
28. Omidvar O, Dayhoff J. neural network and pattern recognition. London: Academic Press; 1998.

Archive of SID