

Diagnosis of Diabetes Based on Tongue Images Using Local Features, Statistical Features of Texture and Color Moment

M. Bagheri¹, V. Azadzadeh², and A.M. Latif^{3*}

¹Medical doctoral student, North Khorasan University of Medical Sciences, Bojnourd, Iran

²M.Sc, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Yazd, Yazd, Iran

³Associate Professor, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Yazd, Yazd, Iran

Receipt in the online submission system: 13 April 2017, received in revised form: 6 June 2017, accepted: 15 June 2017

Abstract

It is a common approach to diagnose a disease based on the tongue in Traditional Chinese Medicine. In this paper, a noninvasive imaging of tongue whose surface papilla change in diabetics is used to detect the disease. The required images have been provided by Parsian specialized clinic of Mashhad. In the sampling procedure, the diabetics, healthy individuals and those suspected of diabetes with both sexes and different age groups were considered. After imaging, tongue region was segmented based on two active contour models; then extended local binary patterns features, statistical features of the tongue texture, Color Moments in different color spaces were extracted from the segmented region. After feature extraction, diabetics, healthy and suspected of diabetes were detected using extreme learning machine classification. The proposed method obtained a precision of 97.7% for the current database. Experimental results show the efficiency and responding time of the proposed method compared to other noninvasive methods.

Key words: *Diabetes, Noninvasive method, Image processing, Local features, Texture features, Color Moments, Extreme learning machine*

***Corresponding author**

Address: Department of Electrical and Computer Engineering, University of Yazd, P.O. Box: 89195-741, Yazd, Iran

Tel: +98-35-31232367

Fax: +98-35-38200144

E-mail: *alatif@yazd.ac.ir*

تشخیص دیابت از روی تصاویر زبان با استفاده از ویژگی‌های محلی، ویژگی‌های آماری بافت و گشتاور رنگ

مریم باقری باغان^۱، وحید آزادزاده^۲، علی محمد لطیف^{۳*}

^۱ دانشجوی دکتری پزشکی، کمیته تحقیقات دانشجویی، دانشگاه علوم پزشکی خراسان شمالی، بجنورد
^۲ کارشناسی ارشد هوش مصنوعی و رباتیک، گروه کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد
^۳ دانشیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۶/۱/۲۴، بازنگری: ۱۳۹۶/۳/۱۶، پذیرش قطعی: ۱۳۹۶/۳/۲۵

چکیده

تشخیص بیماری از روی زبان، روشی رایج در طب سنتی چینی است. در این مقاله، روش غیرتهاجمی تصویر برداری از زبان، که پاپیلاهای سطح آن در اثر ابتلا به بیماری دیابت تغییر شکل می‌دهند، برای شناسایی بیماری دیابت استفاده می‌شود. تصاویر استفاده‌شده، از کلینیک تخصصی پارسیان شهر مشهد تهیه شد. در این نمونه برداری، افراد مبتلا به دیابت، سالم و مشکوک به دیابت با هر دو جنسیت در گروه‌های سنی مختلف آزمایش شدند. بعد از تصویر برداری، ناحیه زبان با استفاده از دو مدل مبتنی بر کانتور فعال، بخش‌بندی شد؛ سپس، ویژگی‌های محلی توسعه یافته، ویژگی آماری بافت و گشتاورهای رنگ در فضاهای رنگی مختلف از ناحیه بخش‌بندی شده استخراج می‌شود. پس از استخراج ویژگی با استفاده از دسته‌بندی ماشین یادگیر پیشینه، افراد دیابتی، سالم و مشکوک شناسایی می‌شوند. در روش پیشنهادی، دقت ۹۷/۷ درصد برای پایگاه داده تهیه‌شده به دست آمد. نتایج آزمایش‌ها، کارآمدی روش ارائه‌شده را در دقت تشخیص و سرعت پاسخ‌دهی مناسب نسبت به سایر روش‌های غیرتهاجمی نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: دیابت، روش غیر تهاجمی، پردازش تصویر، ویژگی‌های محلی، ویژگی‌های بافت، گشتاورهای رنگ، ماشین یادگیر پیشینه

* نویسنده مسئول

نشانی: گروه کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، ایران، کد پستی ۷۴۱-۸۹۱۹۵

تلفن: ۳۱۲۳۲۳۶۷ (۳۵) ۹۸+

دورنگار: ۳۸۲۰۰۱۴۴ (۳۵) ۹۸+

پست الکترونیکی: alatif@yazd.ac.ir

۱- مقدمه

دیابت، یک اختلال سوخت‌وسازی در بدن است. در این بیماری، بدن قادر به تولید هورمون انسولین نیست یا در برابر انسولین مقاوم می‌شود؛ بنابراین انسولین تولیدی نمی‌تواند عملکرد طبیعی خود را، که کاهش میزان قند خون است، انجام دهد [۱].

دو نوع دیابت وجود دارد. در دیابت نوع یک، که نوعی بیماری ژنتیکی است، دستگاه ایمنی بدن به سلول‌های تولید کننده انسولین حمله کرده و آن‌ها را نابود می‌کند؛ در نتیجه، انسولین در بدن کاهش و قند خون افزایش می‌یابد. علائم این نوع دیابت در سنین ابتدایی ظاهر می‌شود. عوامل خطر ساز در دیابت نوع دو (شایع‌ترین نوع دیابت)، نقص ژنتیکی، عدم تحرک و چاقی است. در این حالت، گیرنده‌های انسولین تولیدی، که باید در سطح سلول‌ها باشند، وجود ندارند؛ بنابراین سلول توانایی برداشت قند خون را ندارد و سطح قند خون افزایش پیدا می‌کند. علائم بالینی دیابت، پرخوری، پرنوشی، پرادراری، کاهش وزن با وجود اشتها زیاد، خستگی و تاری دید است. در صورت عدم تشخیص و درمان به موقع دیابت، عوارضی جدی بر کلیه، چشم و اعصاب می‌گذارد؛ همچنین خطر بیماری قلبی و عروقی را افزایش می‌دهد [۱].

در طب سنتی چینی، تشخیص بیماری‌ها با بررسی دیداری زبان و چهره امکان پذیر است. این دو از اعضای تأثیرپذیر از اندام‌های درونی هستند؛ از این رو دگرگونی اندام‌های درونی، روی زبان و چهره منعکس می‌شود [۲].

روش‌های تشخیص دیابت به دو دسته تهاجمی و غیرتهاجمی تقسیم می‌شود. در روش‌های تهاجمی تشخیص دیابت، علاوه بر هزینه‌بر و دردناک بودن فرآیند نمونه‌گیری، زمان پاسخ‌دهی نیز طولانی است؛ از این رو، روش‌های غیرتهاجمی مورد توجه بیشتر قرار می‌گیرد. محققان دانشگاه تگزاس، یک سیستم جایگزین غیرتهاجمی ارائه کرده‌اند که از عرق بدن انسان استفاده می‌کند. این حسگر زیستی، به جای اندازه‌گیری قند موجود در خون، سطوح قند در عرق پوست را اندازه‌گیری می‌کند [۳].

روش ارائه‌شده در این مقاله نیز از روش‌های غیرتهاجمی به‌شمار می‌رود. در این روش، ابتدا تصویری از زبان در شرایط خاص تهیه می‌شود. پس از قطعه‌بندی و استخراج ناحیه زبان، ویژگی‌های گشتاور رنگ، ویژگی‌های آماری بافت و ویژگی‌های محلی برای هر یک از تصاویر زبان استخراج می‌شود. در نهایت

برای دسته‌بندی ویژگی‌های استخراجی و تشخیص نوع دیابت، از ماشین یادگیر پیشینه استفاده می‌شود.

۲- بررسی کارهای مرتبط

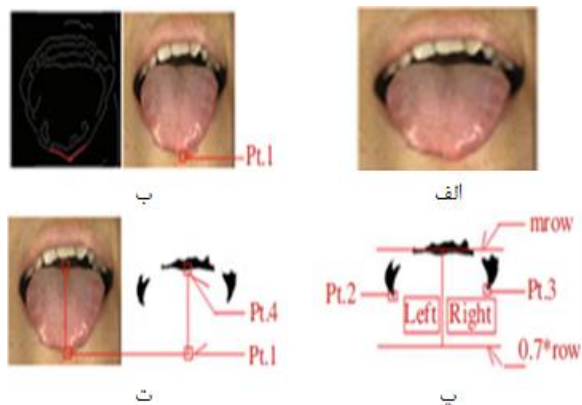
در مرجع [۴]، برای تشخیص سرطان سینه در مراحل ابتدایی از روی تصاویر زبان از جامعه آماری شامل ۶۷ نفر مبتلا به سرطان سینه و ۷۰ نفر سالم از هر دو جنسیت استفاده شده است. در مرحله پیش‌پردازش، ابتدا ناحیه پوست، دندان‌ها و نقاط تاریک، حذف شده و کانتور زبان استخراج می‌شود. سپس هشت ویژگی، شامل شکل، رنگ، شیارها، خارها^۱ (پاپیلا)، لکه یا خال‌ها^۲ و نقاط قرمز خون مردگی، از ناحیه زبان انتخاب می‌شود. برای شناسایی و دسته‌بندی تصاویر از رگرسیون لجستیک^۳ استفاده می‌شود و هدف، پیش‌بینی احتمال عضویت یک نمونه در گروه سالم و سرطانی است. برای برآورد پارامترها در روش رگرسیون لجستیک، از تخمین بیشینه درست‌نمایی^۴ استفاده می‌شود. دقت ۸۰ درصد برای افراد سالم و ۶۰ درصد برای افراد مبتلا به سرطان سینه گزارش شده است.

در مرجع [۵]، تشخیص دیابت از روی تصاویر چهره انجام شد. در این نوع تشخیص، ابتدا سه بلوک از ناحیه‌های پیشانی، زیر چشم‌ها و بینی استخراج می‌شود. سپس، ۴۰ ضریب گابور با مقادیرهای واریانس بین ۱ تا ۵ و جهت‌های بین ۰ تا ۳۱۵ درجه روی بلوک‌های استخراجی با ابعاد ۳۹×۳۹، کانالو می‌شود. در نهایت، $120 = 40 \times 3$ ویژگی برای هر تصویر چهره به دست می‌آید. پس از محاسبه میانگین ضرایب گابور در هر بلوک، مشخص می‌شود که مقدار میانگین این ضرایب برای افراد مبتلا به دیابت کم‌تر از افراد سالم است. در آخر برای شناسایی تصاویر سالم و دیابتی، از دسته‌بندی نزدیک‌ترین همسایه استفاده می‌کنند. دقت به دست آمده برای جامعه آماری شامل صد نفر سالم و صد نفر مبتلا به دیابت، ۹۵/۳۸ درصد است.

در مرجع [۶]، روشی برای تشخیص دیابت از روی تصاویر زبان با استفاده از ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است. در این آزمایش تعداد افراد مبتلا به دیابت و غیردیابتی، به ترتیب ۲۹۶

^۱Fissure^۲Fur^۳Dot^۴Logistic Regression^۵Maximum Likelihood Estimation

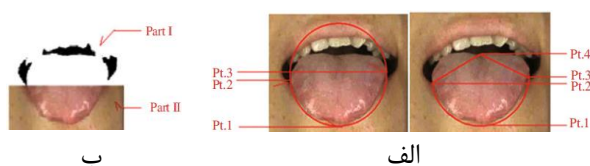
کانتور فعال بخش‌بندی می‌شوند. در ابتدا برای مقداردهی اولیه این مدل‌ها، پیش‌پردازش مانند شکل (۱) اجرا خواهد شد.



شکل (۱) - یافتن نقاط کنترلی مدل‌های کانتور فعال [۸]

برای یافتن موقعیت نوک زبان، از لبه‌یابی کنی^۲ استفاده می‌شود. برای این منظور، نقطه واقع در پایین‌ترین سطر، به‌عنوان نوک زبان در نظر گرفته می‌شود (شکل (۱-ب)). با استفاده از الگوریتم اتسو^۳ برای تشکیل تصویر دودویی، بخش تیره بین انتهای زبان و لب بالایی جداسازی می‌شود. از این تصویر دودویی برای آشکارسازی انتهای زبان و نقاط گوشه‌ای، استفاده می‌شود (شکل (۱-پ)). برای یافتن نقاط گوشه‌ای pt2 و pt3، از آشکارساز گوشه هریس [۹] و برای یافتن نقطه pt4، از خط گذرنده نقطه pt1 و عمود بر انتهای زبان استفاده می‌شود (شکل (۱-ت)).

پس از یافتن نقاط کنترلی، برای مقداردهی اولیه بخش پایینی زبان، دایره گذرنده از ۳ نقطه pt1، pt2، و pt3 رسم می‌شود. همچنین برای مقداردهی اولیه مدل کانتور فعال برای بخش بالایی زبان، از خطوط متصل کننده نقاط [pt.2, pt.4] به [pt.3, pt.4] استفاده می‌شود (شکل (۲-الف)). حال تصویر به‌دست‌آمده در مرحله پیش‌پردازش به دو بخش بالایی و پایینی تقسیم می‌شود: تصویر بالا، دودویی بوده و لبه‌های آن مشخص شده است و بخش پایینی، تصویر رنگی زبان است (شکل (۲-ب)).



شکل (۲) - مقداردهی اولیه مدل‌های کانتور فعال [۸]

و ۵۳۱ است. در ابتدا، بدنه زبان با روش ادغام، تقسیم و آستانه‌گذاری به‌دست می‌آید. سپس، ویژگی‌های رنگی و بافت از تصاویر زبان نتیجه می‌شوند. دقت تشخیص در این روش، ۷۸/۷۷ درصد گزارش شده است. همچنین برای بهبود عملکرد در این مقاله، پارامترهای ماشین بردار پشتیبان با استفاده از الگوریتم ژنتیک انتخاب شدند، که دقت به ۸۶/۰۶ درصد افزایش یافت.

پایلهای قارچی شکل، نسبت به تغییرات پاتولوژیک بدن بسیار حساس است [۷]؛ یعنی، تغییرات آن‌ها می‌تواند راهنمای خوبی در تشخیص بیماری و سلامت باشد. در مرجع [۷]، دیابت با شناسایی حضور یا فقدان پایلهای تغییر شکل یافته در قسمت میانی زبان تشخیص داده می‌شود. پس از تصویربرداری، شکل هندسی زبان استخراج می‌شود و بازتاب نور، از روی بزاق زبان شناسایی و حذف می‌شود. در مرحله بعد، برای اندازه‌گیری تغییرات در اندازه، شکل، تعداد، رنگ و چگالی پایلهای قارچی شکل، از فیلتر گابور استفاده می‌شود و در نهایت، تصاویر با استفاده از سیستم استنتاج فازی طبقه‌بندی می‌شوند. دقت به‌دست آمده برای جامعه آماری، شامل ۵۰۱ مورد حضور پایلهای قارچی (دیابتی) و ۳۵۶ مورد فقدان پایلهای قارچی (سالم)، ۹۳ درصد است.

روش پیشنهادی از رویکردهای غیرتجانمی برای تشخیص دیابت به‌شمار می‌رود. در این روش، پس از قطعه‌بندی تصاویر تهیه‌شده از زبان، ویژگی‌های مناسب برای دسته‌بندی به سه نوع دیابتی، سالم و مشکوک استخراج می‌شوند.

این مقاله به شکل زیر سازماندهی شده است: در بخش سوم، روش استفاده‌شده برای قطعه‌بندی تصاویر زبان توضیح داده می‌شود؛ در بخش چهارم، روش‌های استخراج ویژگی ارائه می‌شود؛ در بخش پنجم، الگوریتم استفاده‌شده برای دسته‌بندی تصاویر زبان، تشریح خواهد شد؛ در بخش ششم، روش جمع‌آوری داده‌ها بیان می‌شود؛ در بخش هفتم، نتایج حاصل از شبیه‌سازی روش پیشنهادی روی داده‌های جمع‌آوری شده ارائه خواهد شد و در نهایت در بخش هشتم، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری بیان می‌شود.

۳- قطعه‌بندی تصاویر زبان

در این مقاله، برای قطعه‌بندی تصاویر زبان از روش ارائه‌شده در مرجع [۸] استفاده می‌شود. روش استفاده‌شده، براساس الگوریتم کانتور فعال^۱ است. تصاویر زبان، با استفاده از دو مدل

^۲Canny

^۳Otsu

^۱Active Contour

انرژی تصویر، منحنی کانتور را به سمت ویژگی‌های مورد علاقه و برجسته، مانند لبه‌ها، خطوط، گوشه‌ها و غیره، هدایت می‌کند. این انرژی برای شناسایی لبه در بخش بالایی زبان، part1، طبق رابطه (۵) است [۱۱].

$$E_{img} = E_{edge} = -p|\nabla G_{\sigma}(s) * I(s)|^2 \quad (5)$$

در رابطه (۵)، پارامتر p بزرگی انرژی تصویر، ∇ عملگر گرادیان، $I(s)$ شدت روشنایی تصویر و $G_{\sigma}(s) * I(s)$ کانولوشن تصویر با فیلتر گوسی دارای انحراف معیار σ است. برای کاهش نویز، از عملیات کانولوشن تصویر با فیلتر گوسی استفاده می‌شود؛ در نتیجه، انرژی کل کانتور فعال برای بخش بالایی زبان به شکل رابطه (۶) تعریف می‌شود.

$$E = \frac{\alpha}{2} \oint \left| \frac{\partial}{\partial u} S(u) \right|^2 du + \frac{\beta}{2} \oint \left| \frac{\partial^2}{\partial u^2} S(u) \right|^2 du + \oint E_{edge}(S(u)) du \quad (6)$$

برای بخش پایینی زبان، part2، نیز از انرژی فشار رنگ استفاده می‌شود [۱۲]. این انرژی، تابعی از ویژگی‌های آماری مدل است و با تولید یک نیروی فشاری، کانتور را به سمت ناحیه شیء هدف، منبسط یا منقبض می‌کند. انرژی فشار رنگ به شکل رابطه (۷) تعریف می‌شود.

$$E_{pressure} = \rho G(I(S)) \left(\frac{\partial S}{\partial u} \right)^{\perp} \quad (7)$$

در رابطه (۷)، ρ بزرگی انرژی فشار و S کانتور را مشخص می‌کند. \perp ، نشان می‌دهد که فشار تصویر، عمود بر تانژانت کانتور اعمال می‌شود و G ، تابعی مانند رابطه (۸) است [۱۳].

$$G(I(S)) = \begin{cases} +1 & \text{if } I(S) \geq T \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

در رابطه بالا، T آستانه شدت روشنایی تصویر است؛ در نتیجه، انرژی کانتور فعال برای بخش پایینی زبان به فرم زیر می‌باشد.

$$E = \frac{\alpha}{2} \oint \left| \frac{\partial}{\partial u} S(u) \right|^2 du + \frac{\beta}{2} \oint \left| \frac{\partial^2}{\partial u^2} S(u) \right|^2 du + \oint E_{pressure}(S(u)) du \quad (9)$$

در نهایت، انرژی کانتور فعال کمینه برای دو بخش بالایی و پایینی زبان، که در رابطه‌های (۶) و (۹) مشخص شده است، با روش تکراری شدیدترین فرود به دست می‌آید [۱۴].

در ادامه، برای یافتن مرز زبان و بخش‌بندی آن از دو مدل کانتور فعال برای این دو بخش استفاده شده است.

۳-۱- مدل کانتور فعال

مدل‌های کانتور فعال پارامتریک به شکل رابطه (۱) تعریف می‌شوند.

$$S(u) = I(x(u), y(u)), \quad u = [0,1] \quad (1)$$

این مدل‌ها، یک منحنی پارامتریک در صفحه تصویر هستند که در اثر یک تابع انرژی، تغییر شکل می‌دهد و به سمت ویژگی‌های برجسته تصویر، مانند خطوط، لبه‌ها، گوشه‌ها و غیره، هدایت می‌شود. هدف، کمینه کردن تابع انرژی رابطه (۲) است [۱۰].

$$E = \int_0^1 E_{snake}(S(u)) du \quad (2)$$

در رابطه (۲)، E_{snake} در نقطه u از جمع وزن‌دار انرژی داخلی و انرژی تصویر تشکیل شده است. انرژی کل چندجمله‌ای‌ها، snakes، در مدل کانتور فعال پارامتریک به شکل رابطه (۳) است.

$$E = \int_0^1 E_{int}(S(u)) + E_{img}(S(u)) du \quad (3)$$

در رابطه (۳)، $E_{int}(S(u))$ چگالی انرژی داخلی و $E_{img}(S(u))$ چگالی انرژی تصویر را در بازه $[0,1]$ نشان می‌دهد. انرژی داخلی، شکل کانتور را کنترل می‌کند و فقط به ویژگی‌های هندسی کانتور مرتبط است و طبق رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$E_{int} = \frac{\alpha}{2} \left| \frac{\partial}{\partial u} S(u) \right|^2 du + \frac{\beta}{2} \left| \frac{\partial^2}{\partial u^2} S(u) \right|^2 du \quad (4)$$

در رابطه (۴)، مشتق مرتبه اول سبب فنری شدن رفتار کانتور می‌شود و میزان کشسانی^۱ منحنی را تعیین می‌کند. مشتق مرتبه دوم، میزان مقاومت منحنی را در برابر انحنای^۲ کنترل می‌کند. ضرایب α و β نیز پارامترهای وزن‌داری هستند، که میزان حساسیت کانتور در برابر کشش و خمش را کنترل می‌کنند. در آزمایشات، مقدار بهینه برای این پارامترها به دست آمد ($\alpha = \beta = 0.5$).

^۱Elasticity

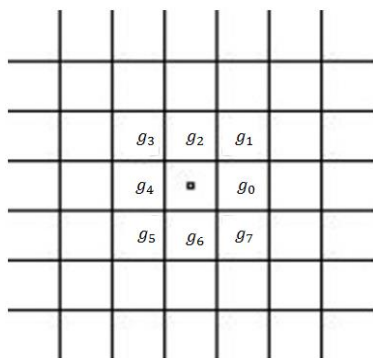
^۲Curvature

^۳Steepest Descent

در رابطه بالا، P تعداد همسایگی‌ها، R شعاع همسایگی، g_i شدت روشنایی پیکسل همسایگی i ام ($i = 0, \dots, P-1$)، g_c شدت روشنایی پیکسل مرکزی و $U(x)$ تابع پله‌ای تعریف شده به شکل رابطه (۱۱) است.

$$U(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

یک نمونه همسایگی ۸ تایی با شعاع یک، در شکل (۴) نشان داده شده است.



شکل (۴) - همسایگی متقارن دایره‌ای $R=1$ ، $P=8$

اگر از ۸ همسایگی برای استخراج الگوهای LBP استفاده شود، در این صورت ۵۶ الگو، معنادار یکنواخت، دو الگو برای حالتی که شدت روشنایی همسایگی‌ها همگی بیشتر یا کم‌تر از پیکسل مرکزی است و یک الگو برای بقیه حالت‌ها در نظر گرفته می‌شود. در مجموع، پیکسل‌های تصویر با ۵۹ الگو برچسب‌گذاری می‌شوند، که هیستوگرام نرمال شده تکرار این الگوها، ویژگی‌های LBP را تشکیل می‌دهد. همچنین برای مقاوم‌سازی الگوها نسبت به دوران، از کمینه مقدار الگوی دودویی یکنواخت تولید شده به شکل رابطه (۱۲) استفاده می‌شود.

$$LBP^{riu2}(P, R) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} u(g_i - g_c) & \text{if } U(LBP(P, R)) \leq 2 \\ P + 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

که در رابطه (۱۲)، $U(LBP(P, R))$ طبق رابطه (۱۳) به دست می‌آید.

$$U(LBP(P, R)) = |u(g_{i-1} - g_c) - u(g_0 - g_c)| + \sum_{i=0}^{P-1} |u(g_i - g_c) - u(g_{i-1} - g_c)| \quad (13)$$

برای همسایگی ۸ تایی، ۱۰ الگو، معنادار مقاوم به دوران خواهند بود.

نتایج حاصل از بخش‌بندی تصویر زبان با استفاده از دو مدل کانتور فعال ارائه شده، در شکل ۳ نشان داده شده است.



مقدار دهی اولیه ۱۰۰ تکرار محدوده زبان
شکل (۳) - بخش‌بندی زبان با مدل‌های کانتور فعال [۸]

۴- استخراج ویژگی

در این مرحله، ویژگی‌هایی از ناحیه قطعه‌بندی شده زبان برای دسته‌بندی استخراج می‌شوند. ویژگی‌های استخراجی باید قابلیت اندازه‌گیری، حساسیت بالا و همچنین وابستگی زیادی را با بیماری دیابت داشته باشند.

با توجه به تأثیرپذیری زبان از اندام‌های درونی و تغییر ظاهری پاپیلای قارچی شکل سطح زبان در مقابل تغییرات پاتولوژیک بدن، می‌توان این تغییرات را به صورت ویژگی‌های رنگی و آماری از بافت زبان مدل‌سازی کرد. در این مقاله، از الگوی دودویی محلی توسعه یافته، ویژگی آماری بافت و ویژگی‌های رنگی استفاده می‌شود.

۴-۱- الگوی دودویی محلی توسعه یافته

Ojala و همکارانش برای اولین بار، عملگر LBP^۱ را ارائه کردند [۱۵]. در آزمایش‌های انجام شده مشخص شد که عملگر LBP، توانایی بالایی در بازنمایی بافت دارد.

عملگر الگوی دودویی محلی، رابطه پیکسل مرکزی و پیکسل‌های همسایه را توصیف می‌کند. در این روش، شدت روشنایی نقاط موجود در همسایگی‌ها با شدت روشنایی پیکسل موجود در مرکز همسایگی مقایسه می‌شود. سپس، به پیکسل‌هایی که مقدار آن‌ها بیشتر یا مساوی پیکسل مرکزی است، مقدار یک و به آن‌هایی که مقدارشان کم‌تر از پیکسل مرکزی است، مقدار صفر داده می‌شود. سپس، مقادیر صفر و یک نسبت داده شده به پیکسل‌های همسایه، به طور ساعت‌گرد خوانده شده و یک کد دودویی را، که می‌تواند برای توصیف بافت محلی استفاده شود، تشکیل می‌دهند. این کد دودویی، در گام بعدی، به یک عدد ده‌دهی تبدیل می‌شود. این فرآیند، در رابطه (۱۰) مشخص شده است.

$$LBP(P, R) = \sum_{i=0}^{P-1} u(g_i - g_c) 2^i \quad (10)$$

^۱Local Binary Pattern

تصاویر، قابل تشخیص نیست. روش‌های مختلفی برای تولید ویژگی‌های بافت توسعه داده شده است. در مرجع [۱۷]، این روش‌ها به چهار دسته کلی آماری، هندسی، مدل‌مبنا و پردازش سیگنال تقسیم‌بندی شده است.

روش آماری ماتریس هم‌رخدادی سطوح خاکستری، از کارآمدترین روش‌های استخراج بافت از تصاویر است. ابعاد این ماتریس مربعی، $N_g \times N_g$ است، که N_g تعداد درجات خاکستری موجود در تصویر است. هر درایه این ماتریس، بیان‌گر تعداد زوج پیکسل‌هایی است که در سطح تصویر، دارای درجات خاکستری i و j بوده و در راستای θ ، به اندازه d پیکسل از یکدیگر فاصله دارند. پس از محاسبه ماتریس هم‌رخدادی، می‌توان پارامترهای مختلف بافت تصویر را از آن استخراج کرد. در ابتدا، تصویر به پنجره‌های 7×7 تقسیم می‌شود. سپس برای مقادیر $d = 2, 3$ و زاویه‌های $\theta = 0, 45, 90$ ، شش ماتریس GLCM محاسبه می‌شود. پس از محاسبه شش ماتریس هم‌رخدادی، از هر ماتریس هشت ویژگی، مطابق جدول (۱) استخراج می‌شود.

جدول (۱) - ویژگی‌های آماری

فرمول	ویژگی بافت
$\mu_i = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} i \times I(i, j)$	میانگین
$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu_i)^2 \times I(i, j)$	واریانس
$con = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 \times I(i, j)$	کنتراست
$dis = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} i - j \times I(i, j)$	ناهماهنگی
$Ent = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} I(i, j) \times \log(I(i, j))$	آنترپی
$Hom = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{I(i, j)}{1 + (i - j)^2}$	همگنی
$Cor = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)I(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$	وابستگی
$ASM = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} I(i, j)^2$	گشتاور زاویه‌ای (انرژی)

LBP، تنها رابطه نقطه مرکزی و همسایه‌های آن را کد می‌کند؛ اما روشی با عنوان ELBP در مرجع [۱۶] ارائه شده است، که روابط مکانی در یک منطقه محلی را نیز کد می‌کند و در نتیجه شامل اطلاعات مکانی است. روش ELBP، سه توصیف‌گر شبه LBP دارد: ELBP_CI، ELBP_NI و ELBP_RD که به ترتیب، اطلاعات شدت روشنایی پیکسل مرکزی، پیکسل‌های مجاور آن و تفاوت‌های شعاعی را استخراج می‌کنند. در توصیف‌گر ELBP_CI، شدت روشنایی پیکسل مرکزی از طریق آستانه‌گذاری براساس رابطه (۱۴) محاسبه می‌شود و یک هیستوگرام دو ستونی برای کل تصویر به دست می‌آید.

$$ELBP_CI = s(x_c - \beta) \quad (14)$$

که در رابطه بالا، β میانگین کل تصویر و x_c شدت روشنایی پیکسل مرکزی است. $s(x)$ طبق رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود.

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

در توصیف‌گر ELBP_NI، به جای استفاده از مقدار شدت روشنایی پیکسل مرکزی به عنوان مقدار آستانه، از متوسط شدت روشنایی پیکسل‌های همسایه برای آستانه‌گذاری و تولید الگوی دودویی استفاده می‌شود (رابطه (۱۶)).

$$ELBP_NI_{r,p} = \sum_{n=0}^{p-1} s(x_{n,r} - \beta_{r,p}) \times 2^n \quad (16)$$

در این رابطه، $\beta_{r,p} = \frac{1}{p} \sum_{n=0}^{p-1} x_{r,p,n}$ است. در نهایت، توصیف‌گر ELBP_RD به روش آستانه‌گذاری براساس تفاضل شعاعی پیکسل‌ها به دست می‌آید (رابطه (۱۷)).

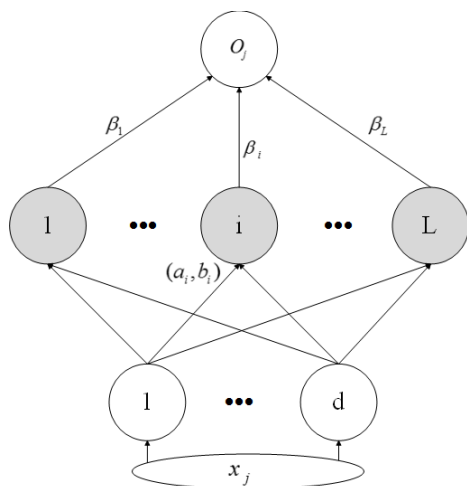
$$ELBP_RD_{r,r-1,p} = \sum_{n=0}^{p-1} s(x_{r,p,n} - x_{r-1,p,n}) \times 2^n \quad (17)$$

توصیف‌گرهای ELBP نیز می‌توانند مانند الگوریتم LBP، نسخه مقاوم به دوران و الگوهای یکنواخت داشته باشند. الگوریتم ELBP، ۲۲ ویژگی را استخراج خواهد کرد.

۴-۲- ویژگی‌های آماری بافت

بافت یک ویژگی مکانی است، که ارتباط مکانی بین درجات خاکستری پیکسل‌های تصویر را مدل کرده و تأثیر زیادی در تشخیص الگوهایی با بافت متفاوت در تصویر دارد، که به طور معمول این تفاوت‌ها، تنها با استفاده از مقادیر طیفی اصلی

ELM، مزایای زیادی نسبت به همتایان خود دارد؛ از جمله این برتری‌ها می‌توان به استفاده آسان، سرعت بالای آموزش، عدم رخداد بیش‌برازش (Overfitting)، قدرت تعمیم بالاتر و قابلیت استفاده از توابع فعال‌سازی و توابع هسته بسیار، اشاره کرد [۱۸]. شکل (۵) یک معماری شبکه ELM با L نورون پنهان را نشان می‌دهد. پارامترهای لایه پنهان، شامل وزن ورودی به لایه پنهان و بایاس هستند و β_L ، وزن لایه پنهان L به نورون خروجی است.



شکل (۵) - معماری ماشین یادگیر پیشینه [۱۸]

با داشتن تابع خروجی نورون پنهان $G(a, b, x)$ و جفت‌های آموزشی $X = [(x_i, t_i) | x_i \in R^d, t_i \in R^m, i = 1, \dots, N]$ الگوریتم آموزش شبکه ELM به شکل زیر است. پارامترهای نورون‌های پنهان، یعنی وزن‌های لایه ورودی به لایه پنهان و بایاس $(a_i, b_i), i = 1, 2, \dots, L$ ، به طور تصادفی مقداردهی می‌شوند.

خروجی لایه پنهان، یعنی ماتریس H ، از رابطه (۲۱) به دست می‌آید، که خروجی لایه پنهان برای داده نام است.

$$H = \begin{bmatrix} h(x_1) \\ \vdots \\ h(x_N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x_1) & \dots & G(a_L, b_L, x_1) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x_N) & \dots & G(a_L, b_L, x_N) \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (21)$$

با توجه به رابطه (۲۱)، وزن‌های لایه پنهان به لایه خروجی از رابطه (۲۲) به دست می‌آید.

$$\begin{aligned} H\beta &= T \\ \beta &= H^+T \end{aligned} \quad (22)$$

در این رابطه‌ها، $I(i, j)$ شدت روشنایی تصویر را نشان می‌دهد. در مجموع، تعداد کل ویژگی‌های بافت، ۴۸ عدد برای هر تصویر زبان خواهد بود.

۳-۴ - گشتاور رنگ

رنگ به طور معمول، ارزشمندترین منبع اطلاعاتی در فرآیند استخراج ویژگی به شمار می‌رود. در این مقاله، از فضاهای رنگی RGB، HSV، Lab، ntsc و Ycber برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود. روش استفاده از این فضاهای رنگی به این شکل است که، گشتاورهای مرتبه اول (میانگین)، مرتبه دوم (واریانس) و مرتبه سوم (چولگی) برای بیان پراکندگی رنگ تصاویر برای هر یک از لایه‌های رنگی در فضاهای رنگی مختلف، طبق رابطه‌های (۱۸)، (۱۹) و (۲۰) محاسبه می‌شود و تعداد این ویژگی‌ها، ۴۵ عدد است.

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j) \quad (18)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - \mu)^2 \quad (19)$$

$$S^3 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - \mu)^3 \quad (20)$$

که $I(i, j)$ شدت روشنایی تصویر، μ میانگین سطوح خاکستری، σ^2 نحوه توزیع سطوح خاکستری بین پیکسل‌ها و S^3 شکل توزیع رنگ را در هر لایه تصویر نشان می‌دهد.

۵ - ماشین یادگیر پیشینه

ماشین یادگیر پیشینه، که توسط Huang و همکارانش ارائه شد [۱۸]، از معماری یک شبکه عصبی تک‌لایه پیشرو استفاده می‌کند. وزن‌های لایه ورودی به پنهان، به طور تصادفی انتخاب می‌شوند و وزن‌های خروجی با عملیات شبه‌معکوس به دست می‌آیند. ELM، قابلیت تعمیم‌پذیری بالاتر و نیاز به زمان آموزش کمتری نسبت به شبکه عصبی دارد [۱۸]. ELM نسبت به سایر روش‌ها، مداخله انسانی کمتری نیز دارد. تمام پارامترهای سیستم به طور خودکار تعیین می‌شوند، که این امر به جلوگیری از مداخله انسانی و نیز کارآمدی این روش در کاربردهای برخط، منجر می‌شود.

بین این افراد، ۳۲ مرد دیابتی، ۲ مرد مشکوک به دیابت و ۱۴ مرد سالم، آزمایش شدند و ۴۸ خانم دیابتی، ۳۰ زن سالم و ۷ زن مشکوک به دیابت، نمونه برداری شدند. دوربین و پایه تصویربرداری در این آزمایش، در شکل (۷) نشان داده شده است.



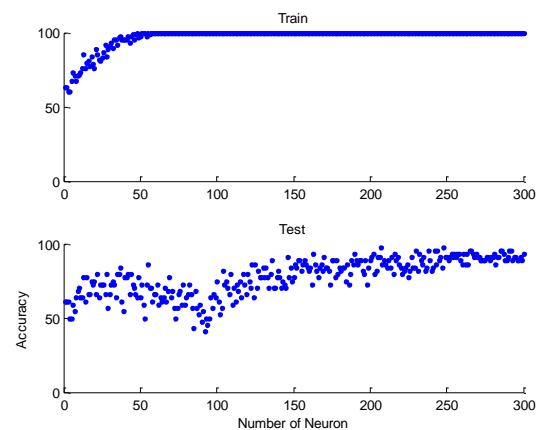
شکل (۷) - دوربین و پایه تصویربرداری

دوربین استفاده شده، NIKON D5000 است که دارای ویژگی‌های زیر است: ۱- حسگر CMOS 12.3 مگاپیکسلی ۲- حساسیت ISO بین ۲۰۰ و ۳۲۰۰ و متغیر بین ۱۰۰ تا ۶۴۰۰. تنظیمات دوربین برای تصویربرداری از زبان، به شکل شاتر 1.20 Sec و فاصله کانونی 13 55 mm تنظیم شد. تصاویر نیز با کیفیت ۲۸۴۸×۴۲۸۸ و حجم 3Mb ذخیره شدند. ۱۵۰ عدد دستگاه تست قند خون به همراه سوزن کاغذ کالیبراسیون آنها تهیه شد و بعضی از کاغذها، به دلیل صحیح نبودن جواب، تعویض شدند.

۷- آزمایش‌ها

الگوریتم پیشنهادی با استفاده از نسخه ۹.۱ نرم‌افزار متلب و روی سیستمی با مشخصات Intel Core i7، قدرت پردازش 2.2 GH و حافظه اصلی 6 GB، پیاده‌سازی و اجرا شد. پایگاه داده استفاده شده در این مقاله، انحصاری بوده و شامل ۸۳ نمونه دیابتی، ۹ نمونه مشکوک و ۴۱ نمونه نرمال است. اندازه تصاویر، متفاوت بوده و کیفیت بالایی دارند؛ اما برای افزایش سرعت پردازش، اندازه تصاویر در هنگام پردازش به ابعاد ۵۰۰×۵۰۰ پیکسل تبدیل می‌شوند. میانگین زمان اجرای الگوریتم ارائه شده برای بخش بندی تصاویر زبان، با استفاده از دو مدل کانتور فعال و استخراج ویژگی‌های محلی

که در این رابطه، H^+ شبه معکوس تعمیم یافته ماتریس H ، β وزن‌های لایه پنهان به لایه خروجی و T خروجی حقیقی است [۱۸]. تعداد نورون‌های لایه پنهان برای ELM، یکی از پارامترهای تأثیرگذار در تعیین دقت دسته بندی است. قابلیت تعمیم ELM با افزایش تعداد نورون‌های لایه پنهان کاهش نمی‌یابد [۱۸]؛ از این رو، مقدار بهینه برای نورون‌های لایه پنهان با ۳۰۰ مرتبه آموزش و آزمایش این دسته بند به دست آمد. در شکل (۶)، دقت به دست آمده در انتخاب نورون‌های مختلف برای ELM نشان داده شده است.



شکل (۶) - دقت دسته بند ELM بر اساس تعداد نورون‌های لایه پنهان

با توجه به آزمایش انجام شده، تعداد بهینه نورون‌های لایه پنهان برای ELM، ۲۱۴ عدد در نظر گرفته شد. همچنین sigmoid، تابع فعال ساز برای نورون‌های لایه پنهان و تابع فعال ساز نورون خروجی است.

۶- پایگاه داده

تصاویر استفاده شده از کلینیک تخصصی پارسیان شهر مشهد تهیه شد. مساحت اتاق تصویربرداری، ۱۵ مترمربع است. به دلیل دخالت نداشتن عوامل محیطی، مانند روشنایی بیرون، این اتاق بدون پنجره است و نور به طور دستی با دو لامپ هالوژنی و چهار لامپ مهتابی طراحی شده است. دوربین روی میزی به مساحت دو متر جایگذاری شده و پس از نصب دوربین و تنظیمات فاصله، تصویربرداری انجام شد.

۶-۱- جامعه آماری

در این نمونه برداری، افراد با هر دو جنسیت و گروه سنی ۱۳ تا ۸۰ سال آزمایش شدند، که شامل ۴۸ مرد و ۸۵ زن می‌شد. از

پس از بخش‌بندی تصویر، ویژگی‌های محلی ELBP، ویژگی‌های آماری بافت و گشتاور رنگ از تصاویر بخش‌بندی شده استخراج می‌شوند. ابعاد بردار ویژگی، ۱۱۵ عدد و خروجی ماشین یادگیر بیشینه به تعداد افراد موجود در هر کلاس، یعنی ۳ عدد، است که نشان‌دهنده نمونه دیابتی، سالم و مشکوک خواهد بود.

در این آزمایش، یک سوم از داده‌ها برای آموزش و بقیه برای آموزش در نظر گرفته شد. دقت دسته‌بندی ۹۷/۷ درصد در روش ارائه شده برای سه کلاس دیابتی، نرمال و مشکوک به دست آمد.

همچنین برای نشان دادن جزئیات دسته‌بندی، ماتریس اغتشاش مربوط به این دسته‌بندی در شکل (۱۰) ارائه شده است. محور افقی در این ماتریس، خروجی حقیقی یا برچسب کلاس‌ها است و محور عمودی، خروجی تخمینی توسط دسته‌بند را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است، برای داده‌های کلاس ۱ از ۱۴ عدد داده آزمایشی در کلاس ۱، یعنی داده‌های نرمال، همگی به درستی دسته‌بندی شده‌اند. از ۲۷ عدد داده آزمایشی در کلاس ۲، یعنی داده‌های دیابتی، همگی به درستی در دسته ۲ قرار گرفته‌اند؛ اما در سه تصویری که مربوط به کلاس ۳، یعنی داده‌های مشکوک به دیابت، است، دو نمونه به درستی در کلاس ۳ و یک نمونه به اشتباه در کلاس ۲ دسته‌بندی شده است.

Confusion Matrix

	1	2	3	
1	14 31.8%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	27 61.4%	1 2.3%	96.4% 3.6%
3	0 0.0%	0 0.0%	2 4.5%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	66.7% 33.3%	97.7% 2.3%
	1	2	3	

Target Class

شکل (۱۰) - ماتریس اغتشاش روش پیشنهادی

در آزمایشات انجام شده، علاوه بر نرخ تشخیص Top1، از نرخ تشخیص Top5 نیز استفاده شده است. منظور از نرخ تشخیص Top_k، آن است که برچسب واقعی یک نمونه تست در یکی

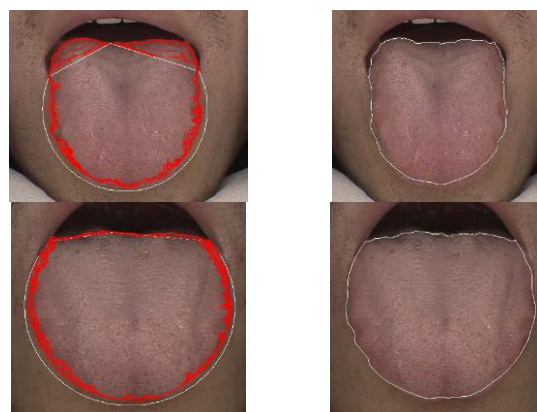
ELBP، ویژگی‌های آماری بافت و گشتاور رنگ روی ۱۳۳ تصویر زبان، در جدول (۲) نشان داده شده است. زمان آموزش و آزمایش دسته‌بند ماشین یادگیر بیشینه نیز مشخص شده است.

جدول (۲) - زمان اجرای بخش‌های مختلف الگوریتم ارائه شده

برحسب ثانیه

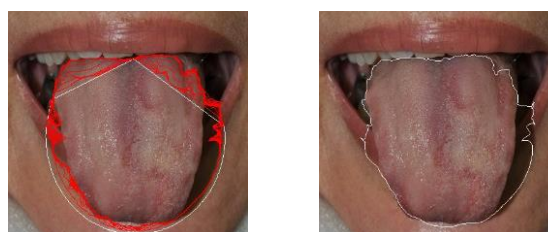
تست	آموزش	گشتاور رنگ	ویژگی‌های آماری بافت	ویژگی‌های محلی ELBP	قطعه‌بندی تصاویر زبان	زمان اجرا
ELM	ELM	۰/۸۱	۰/۸۲	۱/۳۵	۳۵/۲۸	۰/۰۲

در ابتدا، برای بخش‌بندی تصاویر زبان از دو مدل کانتور فعال استفاده می‌شود. دو نمونه از این بخش‌بندی در شکل (۸) نشان داده شده است.

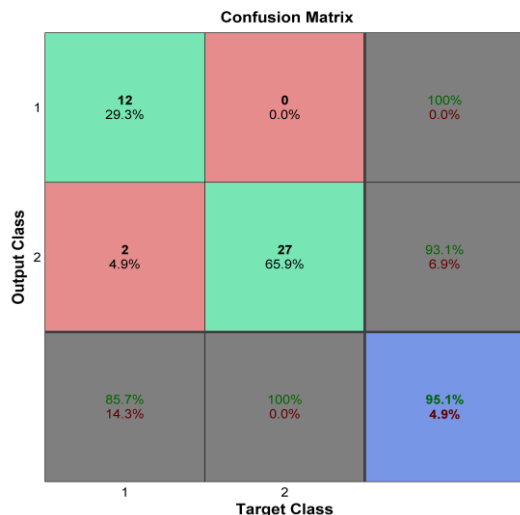


شکل (۸) - بخش‌بندی زبان با دو مدل کانتور فعال

همان‌طور که از شکل (۸) مشخص است، بخش‌بندی زبان به روش پیشنهادی با دقت خوبی انجام می‌شود. یکی از محدودیت‌های روش بخش‌بندی ارائه شده، یافتن نقاط کنترلی برای مدل‌های کانتور فعال است. در صورت وجود چروک یا سایه در ناحیه پوست اطراف دهان، استخراج دقیق نقاط کنترلی با مشکل مواجه خواهد شد (شکل ۹).



شکل (۹) - بخش‌بندی زبان در حضور سایه



شکل (۱۱) - ماتریس اغتشاش ویژگی‌های مرجع [۱۹] و دسته‌بند ELM

در این دسته‌بندی، ۲ عدد از داده‌های کلاس اول به اشتباه در کلاس ۲ دسته‌بندی شدند و دقت دسته‌بندی ۹۵/۱ درصد به دست آمد؛ در حالی که در مرجع [۱۹] با این ویژگی‌ها، دقت به دست آمده توسط دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان، ۸۷/۸ درصد است.

۸- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مقاله، روشی جدید و غیرتهاجمی برای تشخیص دیابت از روی تصاویر زبان ارائه شد. ابتدا از افراد دیابتی، سالم و نمونه‌های مشکوک به دیابت در مجتمع پارسیان مشهد تصویربرداری شد. در روش ارائه‌شده با استفاده از دو مدل مبتنی بر کانتور فعال، مرز مربوط به ناحیه زبان مشخص شد. در افراد دیابتی، پاپیلاهای سطح زبان از نظر اندازه، شکل و تعداد تغییر می‌کند. این تغییرات روی رنگ و بافت زبان، اثرگذار خواهد بود؛ بنابراین ویژگی محلی توسعه‌یافته، ویژگی آماری بافت و گشتاور رنگ، از ناحیه بخش‌بندی شده استخراج شده است. پس از استخراج ویژگی، برای شناسایی افراد دیابتی، سالم و مشکوک از دسته‌بند ماشین یادگیر پیشینه استفاده شد. یکی از محدودیت‌های موجود در روش بخش‌بندی زبان، یافتن نقاط کنترلی برای مدل‌های کانتور فعال است. در صورت وجود چروک یا سایه در ناحیه پوست اطراف دهان، استخراج دقیق نقاط کنترلی با مشکل مواجه خواهد شد. از دیگر محدودیت‌ها، تعداد اندک داده‌های مشکوک به دیابت است، که می‌تواند برای کارهای آینده مورد بررسی قرار گیرد. از جمله مزایای روش ارائه‌شده، انحصاری

از k همسایگی نزدیک دیده شود. با این فرض که نمونه تست مربوط به کلاس $c1$ باشد، اگر نزدیک‌ترین همسایه به نمونه تست از کلاس $c2$ باشد، از دید معیار $Top1$ خطای طبقه‌بندی رخ داده است؛ با این حال اگر دومین نزدیک‌ترین همسایه مربوط به کلاس $c1$ باشد، از دید معیار $Top2$ خطای طبقه‌بندی رخ نداده است. کاهش خطا با افزایش مقدار k امری بدیهی است. نتایج ارزیابی روش پیشنهادی براساس نرخ تشخیص $Top1$ و $Top5$ ، در جدول (۳) ارائه شده است.

جدول (۳) - ارزیابی براساس نرخ تشخیص Top_k

Top1	Top5
۹۷/۷	۱۰۰

در ادامه، نتایج مقایسه روش پیشنهادی و الگوریتم ارائه‌شده در مراجع [۱۹] و [۶] ارائه شده است. با توجه به اینکه داده‌های استفاده‌شده در مراجع [۱۹] و [۶] در دسترس نبودند، برای مقایسه از داده‌های تهیه‌شده استفاده شد. داده‌های مشکوک در مراجع [۱۹] و [۶] آزمایش نمی‌شوند؛ در نتیجه در این مقایسه از ۸۳ نمونه دیابتی و ۴۱ نمونه نرمال استفاده می‌شود که در مرحله آزمایش، ۲۷ داده مربوط به نمونه دیابتی و ۱۴ داده مربوط به نمونه نرمال است.

جدول (۴) - ارزیابی روش پیشنهادی و الگوریتم مراجع [۱۹] و [۶]

دقت	ویژگی‌های مورد استفاده	دسته‌بند	
۱۰۰	رنگ، بافت، ELBP	ELM	روش پیشنهادی
۹۴/۱	رنگ، بافت، LBP	ELM	روش پیشنهادی
۹۰/۴	رنگ، بافت	SVM_GA	مرجع [۶]
۸۷/۸	رنگ، ویژگی هندسی، فیلتر گابور	SVM	مرجع [۱۹]

همان‌طور که از جدول (۴) مشخص است، دقت حاصل از روش پیشنهادی برای داده‌های جمع‌آوری شده بیش‌تر از الگوریتم ارائه‌شده در مراجع [۱۹] و [۶] است. همچنین برای اثبات برتری دسته‌بند ماشین یادگیر پیشینه نسبت به ماشین بردار پشتیبان، از ویژگی‌های ارائه‌شده در مرجع [۱۹] و دسته‌بند ماشین یادگیر پیشینه استفاده شد. ماتریس اغتشاش حاصل از این آزمایش در شکل (۱۱) ارائه شده است.

- to Oral Lesion Detection in Color Images," IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 2458-2463, 2000.
- [14] J. Ivins and J. Porrill, "Active region models for segmenting medical images," IEEE International Conference in Image Processing, pp. 227-231, 1994.
- [15] T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpaa, "Multiresolution Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns," IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 24, pp. 971-987, 2002.
- [16] L. Liu, L. Zhao, Y. Long, G. Kuang, and P. Fieguth, "Extended Local Binary Patterns for Texture Classification," Image and Vision Computing, vol. 30, pp. 86-99, 2012.
- [17] M. Tuceryan and A. Jain, "Texture Analysis Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision: 207-248," ed: World Scientific Publishing Co, 1998.
- [18] G.-B. Huang, "An Insight into Extreme Learning Machines: Random Neurons, Random Features and Kernels," Cognitive Computation, pp. 1-15, 2014.
- [19] B. Zhang, B.V. Kumar, D. Zhang, "Detecting Diabetes Mellitus and Nonproliferative Diabetic Retinopathy using Tongue Color, Texture, and Geometry Features," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 61, pp. 491-501, 2014.
- بودن پایگاه داده جمع‌آوری شده و غیرتهاجمی و بدون درد بودن نمونه‌گیری است. نتایج کیفی و کمی به‌دست‌آمده از شبیه‌سازی روش پیشنهادی، دقت بالای ۹۷ درصد را برای دسته‌بندی و تشخیص بیماری دیابت از روی تصاویر زبان نشان می‌دهد.
- ۹- مراجع**
- [1] R. A. McPherson and M. R. Pincus, Henry's "Clinical Diagnosis and Management by Laboratory Methods," Elsevier Health Sciences, 2016.
- [2] B. Liu and T. Wang, "Inspection of Face and Body for Diagnosis of Diseases," Foreign Languages Press, 2006.
- [3] J. E. Hall, Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology: Elsevier Health Sciences, 2015.
- [4] L.-c. Lo, T.-L. Cheng, Y.-J. Chen, S. Natsagdorj, and J. Y. Chiang, "Traditional Chinese Medicine Tongue Diagnosis Index of Early-Stage Breast Cancer," International Conference on Medical Biometrics, pp. 7-14, 2014.
- [5] T. Shu, B. Zhang, and Y. Y. Tang, "Simplified and Improved Patch Ordering for Diabetes Mellitus Detection," International Conference on Cybernetics, pp. 371-376, 2015.
- [6] J. Zhang, J. Xu, X. Hu, Q. Chen, L. Tu, J. Huang, et al., "Diagnostic Method of Diabetes Based on Support Vector Machine and Tongue Images," BioMed Research International, vol. 20, 2017.
- [7] B. Huang and N. Li, "Tongue Image Identification System on Congestion of Fungiform Papillae (CFP)," International Conference on Medical Biometrics, pp. 73-82, 2010.
- [8] M. Shi, G. Li, and F. Li, "C2G2FSnake: Automatic Tongue Image Segmentation Utilizing Prior Knowledge," Science China Information Sciences, vol. 56, pp. 1-14, 2013.
- [9] M. Brown, R. Szeliski, and S. Winder, "Multi-Image Matching using Multi-scale Oriented Patches," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 510-517, 2005.
- [10] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," International journal of computer vision, vol. 1, pp. 321-331, 1988.
- [11] J. L. Prince and C. Xu, "A new External Force Model for Snakes," in Proc. 1996 Image and Multidimensional Signal Processing Workshop, p. 1, 1996.
- [12] H. Schaub and C. E. Smith, "Color Snakes for Dynamic Lighting Conditions on Mobile Manipulation Platforms," International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 1272-1277, 2003.
- [13] G. Hamarneh, A. Chodorowski, and T. Gustavsson, "Active Contour Models: Application