

شناسایی و طبقه‌بندی خودکار نواحی خونریزی مغزی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان چند کلاسه در تصاویر سی تی اسکن

بهاره شاهنگیان^۱، دکتر حسین پورقاسم^۲

مقاله پژوهشی

چکیده

مقدمه: خونریزی مغزی ناشی از ضربه به سر، یکی از عوامل شایع مرگ و میر می‌باشد. تشخیص به موقع محل و نوع خونریزی از اهمیت زیادی برخوردار است؛ به طوری که نجات جان این بیماران به طور کامل به تشخیص زودهنگام محل و نوع خونریزی بستگی دارد. در این مقاله یک روش خودکار شناسایی و طبقه‌بندی نواحی خونریزی مغزی به منظور ارتقای دقت و سرعت تصمیم‌گیری پزشک معرفی شده است.

روش‌ها: ابتدا از یک روش ناحیه‌بندی برای شناسایی و جداسازی خونریزی از سایر قسمت‌های مغز استفاده شد. پس از آن به استخراج ویژگی‌های گوناگون از هر ناحیه‌ی خونریزی پرداخته شد و سپس با کمک الگوریتم ژنتیک، بهترین آن‌ها جهت تحویل به یک طبقه‌بند انتخاب گردیدند. تصاویر مورد استفاده در این تحقیق، از دستگاه سی تی اسکن بیمارستان کاشانی جمع‌آوری شدند و مربوط به ۷۰ بیمار زن و مرد بین گروه سنی ۶۰-۱۵ سال بودند. این افراد، مشکوک به خونریزی‌های ای‌دورال، ساب‌دورال، اینتراسربرال، داخل بطنی و یا بدون خونریزی (سالیم) بودند.

یافته‌ها: با استفاده از روش شناسایی و طبقه‌بندی پیشنهادی، صحت شناسایی انواع خونریزی (Extradural haematoma) EDH، (Intracerebral hemorrhage) SDH، (Subdural haemorrhage) SDH) به ترتیب مقادیر ۹۶/۸۷، ۹۶/۱۰ و ۹۲/۱۵ درصد به دست آمد. همچنین خونریزی (Intraventricular hemorrhage) IVH با صحت ۹۱/۸۲ شناسایی و از بقیه‌ی انواع خونریزی جدا شد. در مرحله‌ی طبقه‌بندی، صحت طبقه‌بندی و تشخیص نوع هر یک از انواع خونریزی ۹۴/۱۳ درصد به دست آمد.

نتیجه‌گیری: در این مقاله، یک روش مستقل و خودکار شناسایی و طبقه‌بندی خونریزی مغزی ارائه شده است. روش ارائه شده تلاشی در جهت ارتقای دقت تشخیص پزشکان و تسریع تصمیم‌گیری آن‌ها به منظور نجات جان بیماران است. با استفاده از روش ارائه شده، ۴ نوع خطرناک خونریزی در تصاویر سی تی اسکن تشخیص داده و انواع آن‌ها طبقه‌بندی شدند که از این طریق، فرایند درمان بیماران مبتلا به ضربه‌ی مغزی تسریع می‌گردد.

واژگان کلیدی: خونریزی مغزی، بخش‌بندی، الگوریتم ژنتیک، طبقه‌بند k-nearest neighbors، طبقه‌بند Support vector machines

ارجاع: شاهنگیان بهاره، پورقاسم حسین. شناسایی و طبقه‌بندی خودکار نواحی خونریزی مغزی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

چند کلاسه در تصاویر سی تی اسکن. مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۳۹۳؛ ۳۲ (۲۸۴): ۶۴۶-۶۳۱

خونریزی از اهمیت زیادی برخوردار است؛ به طوری که نجات جان بیماران دچار ضربه‌ی مغزی، به طور کامل به آشکارسازی و تشخیص زودهنگام محل و نوع خونریزی بستگی دارد. به طور کلی، انواع

مقدمه

خونریزی مغزی یکی از عوامل شایع مرگ و میر به خصوص در گروه سنی ۳۰-۱۵ سال می‌باشد. در خونریزی مغزی تشخیص به موقع محل و نوع

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مخابرات، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد، اصفهان، ایران

۲- استادیار، گروه مخابرات، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد، اصفهان، ایران

Email: h_pourghasem@iaun.ac.ir

نویسنده‌ی مسؤؤل: دکتر حسین پورقاسم

(۱۲). در این روش، تنها خونریزی نوع EDH مورد بررسی قرار گرفته است.

در شناسایی و طبقه‌بندی خونریزی مغزی از تصاویر سی تی اسکن، مشکلاتی وجود دارد، از جمله وجود نویز (سیگنال ناخواسته) و قسمت‌های اضافه‌ای مانند جمجمه، بطن‌های مغز و تورم بافت نرم (Soft tissue edema)؛ موقعیت نامعلوم خونریزی مغزی در بعضی از انواع آن و شباهت شکل و بافت موجود بین بعضی انواع خونریزی که منجر به استخراج ویژگی‌های تکراری و در نتیجه کاهش صحت طبقه‌بندی می‌شود.

در این مقاله به منظور غلبه بر مشکلات ذکر شده و همچنین مشکلات روش‌های قبلی ارائه شده در زمینه‌ی شناسایی خونریزی مغزی، یک روش خودکار شناسایی و طبقه‌بندی نواحی خونریزی مغزی معرفی می‌گردد.

روش‌ها

بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۱ نمایش داده شده است. در این روش، ابتدا در مرحله‌ی پیش پردازش قسمت‌هایی که ممکن است باعث کاهش صحت بخش‌بندی شوند، از جمله جمجمه، بطن‌های مغز، تورم بافت نرم و نویز (سیگنال ناخواسته) حذف می‌شوند (از آن جا که خونریزی نوع IVH در بطن‌های مغز رخ می‌دهد، با حذف بطن‌ها این نوع خونریزی حذف می‌شود). در مرحله‌ی بعد، نواحی خونریزی (در صورت وجود) با استفاده از الگوریتم بهبود یافته تابع تنظیم فاصله‌ی مجموعه‌ی سطح Modified distance regularized level (MDRLSE) (set evolution technique) شناسایی و بخش‌بندی می‌شوند. چنانچه در این مرحله هیچ ناحیه‌ی

خونریزی‌های مغزی عبارت از اپی‌دورال (EDH) یا Extradural haematoma)، ساب‌دورال (SDH) یا Subdural haemorrhage)، اینتراسربرال (ICH) یا Intracerebral hemorrhage)، داخل بطنی (IVH) یا Intraventricular hemorrhage) و ساب‌آراکنوئید (Subarachnoid hemorrhage یا SAH) می‌باشند.

در این مطالعه چهار نوع خونریزی EDH، ICH، SDH و IVH مورد بررسی قرار گرفتند؛ زیرا این خونریزی‌ها به دلیل حجم بالا یا موقعیت خطرناک خونریزی، شایع‌ترین علت مرگ بیماران دچار خونریزی مغزی ناشی از ضربه به سر می‌باشند. تا به حال مقالات محدودی در زمینه‌ی بخش‌بندی و طبقه‌بندی خونریزی مغزی ارائه شده است. رایج‌ترین روش‌های استفاده شده در این زمینه را می‌توان به دو دسته تقسیم کرد:

- روش‌های بخش‌بندی و شناسایی خونریزی مغزی، از جمله آستانه‌گذاری (۳-۱)، رشد ناحیه (۴-۵)، کانتورهای فعال (۶-۵) و خوشه‌بندی (۷)، - روش‌های طبقه‌بندی خونریزی مغزی، از جمله K- نزدیک‌ترین همسایه (۸)، ماشین بردار پشتیبان (۹)، شبکه‌ی عصبی (۱۰) و درخت تصمیم‌گیری (۱۱).

Lauric از روش‌های Fuzzy c-means و طبقه‌بند بیزین (Bayesian classifier) به منظور بخش‌بندی و طبقه‌بندی نواحی خونریزی مغزی استفاده کرد (۲). اگر چه این روش توانست نواحی خونریزی مغزی را از بافت مغز جدا کند، اما به دلیل عدم حذف جمجمه و بطن‌های مغز، روش آن‌ها قادر به تفکیک خونریزی از این قسمت‌ها نبود. در پژوهشی از روش Thresholding و خوشه‌بندی K-means به منظور شناسایی نواحی خونریزی مغزی استفاده شده است

خونریزی یافت نشود، خونریزی متعلق به کلاس IVH یا طبیعی می‌باشد که با بررسی تصویر اصلی، کلاس خونریزی مشخص می‌شود. اما چنانچه در مرحله‌ی بخش‌بندی ناحیه‌ی خونریزی یافت شود، از هر ناحیه‌ی خونریزی پیدا شده، تعدادی ویژگی در ارتباط با شکل، اندازه، موقعیت و بافت خونریزی استخراج می‌شود. پس از آن، به منظور ارتقای صحت طبقه‌بندی، بهترین ویژگی‌ها انتخاب و در مرحله‌ی بعد، انواع خونریزی‌ها طبقه‌بندی شده است. جزئیات روش پیشنهادی در ادامه آمده است.

پیش پردازش

بعضی از خصوصیات تصاویر سی تی اسکن مغز باعث بروز مشکلاتی در بخش‌بندی و طبقه‌بندی این تصاویر می‌شوند. این خصوصیات عبارت از نویز (سیگنال ناخواسته) بالای تصاویر و وجود قسمت‌هایی از جمله جمجمه، بطن‌های مغز و تورم بافت نرم هستند. در مرحله‌ی پیش پردازش، تلاش می‌شود با حذف نویز و قسمت‌های اضافی پیش‌گفته، کیفیت این تصاویر و در نتیجه صحت روش پیشنهادی ارتقا یابد.

حذف جمجمه و بطن‌های مغز

همان‌طور که در شکل ۲.ب مشخص است، در

تربیب سیاه و سفید رنگ می‌باشند؛ بنابراین اولین پیک، P_1 ، متعلق به بطن‌های مغز و سومین پیک، P_3 ، متعلق به جمجمه است. با در نظر گرفتن این نکته می‌توان جمجمه و بطن‌های مغز را از طریق صفر کردن پیکسل‌های کوچک‌تر از α_1 و بزرگ‌تر از α_2 حذف کرد (شکل ۲.ج و شکل ۲.د). تعیین مقادیر صحیح α_1 و α_2 نقش بسیار مهمی در حذف جمجمه و بطن‌های مغز ایفا می‌کند. این حدود باید طوری تعریف شوند تا ضمن تغییر خودکار به ازای تصاویر مختلف، در محدوده‌ای باقی بمانند که فقط قسمت‌های مورد نظر (جمجمه و بطن‌های مغز) حذف بشوند. با توجه به این نکات α_1 و α_2 توسط روابط زیر تعریف می‌شوند:

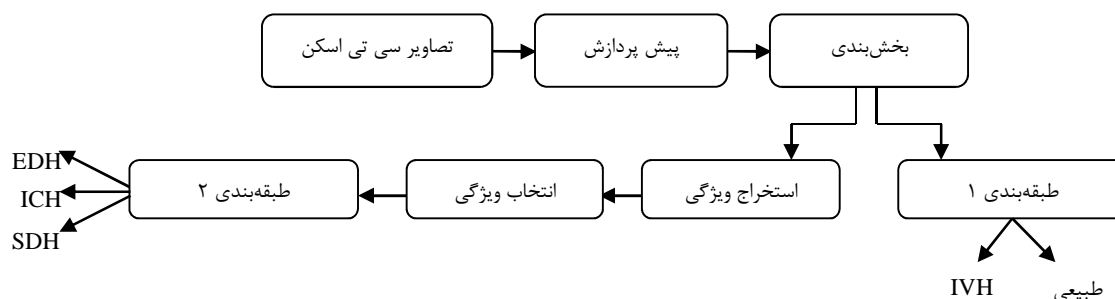
$$\alpha_1 = \beta \times m_1 \quad (1)$$

$$\alpha_2 = m_1 - m_2 \quad (2)$$

که β یک عدد ثابت و m_1 حداکثر سطح خاکستری تصویر است. m_2 از رابطه‌ی زیر به دست می‌آید:

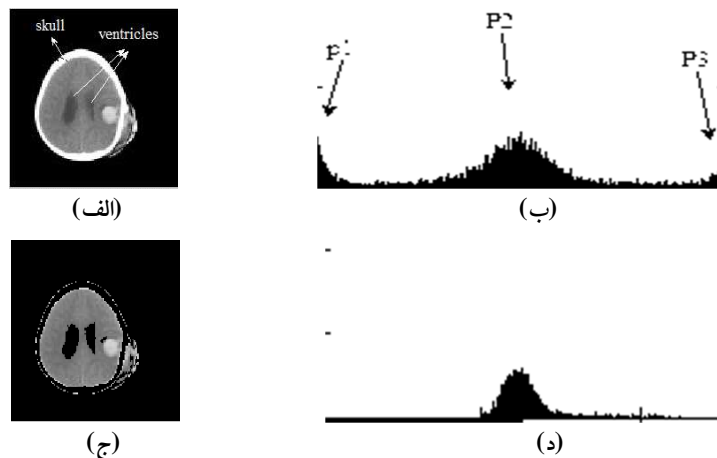
$$m_2 = \text{Med-Mean} \quad (3)$$

که Mean و Med به ترتیب بیانگر میانه و میانگین تصویر می‌باشند.



EDH: Extradural haematoma; ICH: Intracerebral hemorrhage; SDH: Subdural haemorrhage; IVH: Intraventricular hemorrhage

شکل ۱. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی



شکل ۲. الف) تصویر اصلی، ب) هیستوگرام تصویر اصلی، ج) تصویر بعد از حذف جمجمه و بطن‌های مغز، د) هیستوگرام تصویر پس از حذف جمجمه و بطن‌های مغز

حذف تورم بافت نرم بر اساس آنالیز حباب

(Blob analysis)

در بعضی از موارد به دلیل شدت ضربه‌ی وارده به سر، قسمت اضافه‌ای به نام تورم بافت نرم (Soft tissue edema) در خارج از جمجمه به وجود می‌آید. به دلیل شباهت سطوح خاکستری برآمدگی بافت نرم و خونریزی مغز، ممکن است این قسمت‌ها به اشتباه، خونریزی تشخیص داده شوند و باعث خطا در شناسایی خونریزی مغزی گردند (شکل ۴.الف). برای حذف این قسمت‌های اضافه، از آنالیز حباب استفاده می‌شود. با استفاده از آنالیز حباب قسمتی از تصویر که بزرگ‌ترین مساحت را دارد پیدا کردیم (شکل ۴.ب) و سپس با ضرب این قسمت به عنوان ماسک در تصویر به دست آمده از مرحله‌ی قبل، قسمت‌های اضافه‌ی پیش‌گفته حذف شدند (شکل ۴.ج).

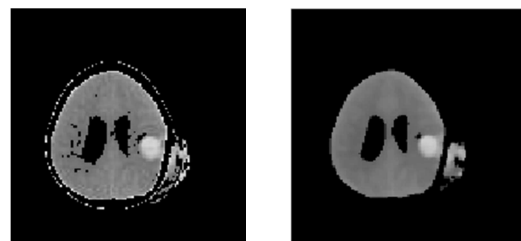
(۴)

$$m(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{for every } (i, j) \text{ in region } P \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

که در آن،

حذف نویز و تنظیم شدت نور

همان‌طور که در شکل ۳.الف مشخص است، پس از حذف جمجمه و بطن‌های مغز، در این مرحله با دو مشکل وجود نویز در تصاویر سی تی اسکن و خطوط به جا مانده پس از حذف جمجمه مواجهیم. با اعمال فیلتر مدین و تنظیم شدت نور تصویر، به رفع این دو مشکل پرداختیم (شکل ۳.ب). به دلیل وجود نویز فرکانس بالا در تصاویر خونریزی مغزی از فیلتر مدین برای حذف نویز این تصاویر استفاده می‌شود. این فیلتر پایین‌گذر، ضمن حفظ لبه‌ها به حذف نویز تصویر می‌پردازد (۱۳).



(الف)

(ب)

شکل ۳. الف) تصویر پس از حذف جمجمه و بطن‌های مغز ب) تصویر پس از حذف نویز و تنظیم شدت نور

(۵)

$$R(x,y) = m(i,j) \times i(m,n) \\ = \begin{cases} i(m,n) & \text{for every } (i,j) \text{ in region } p \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

که در آن، $m(i,j)$ ماسک تصویر، $i(m,n)$ تصویر به دست آمده از مرحله قبل، P قسمتی از تصویر که بزرگ‌ترین مساحت را دارد و $R(x,y)$ تصویر به دست آمده پس از حذف تورم بافت نرم است.

شناسایی و بخش بندی ناحیه خونریزی

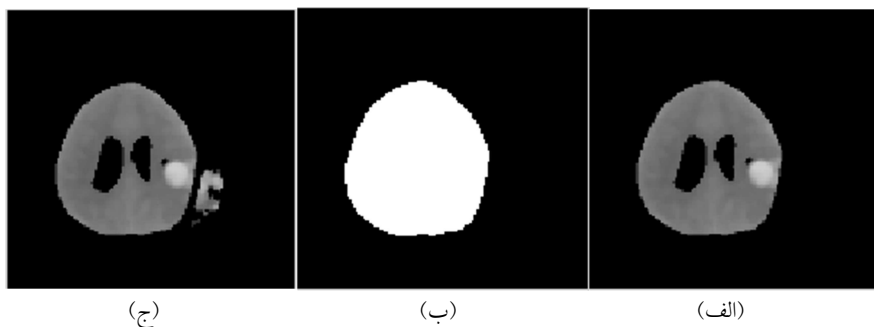
پس از طی مراحل قبل و انجام پیش پردازش‌های لازم، اکنون سعی می‌شود با استفاده از الگوریتم بهبود یافته‌ی تابع تنظیم فاصله‌ی مجموعه‌ی سطح، ناحیه‌ی خونریزی از سایر قسمت‌های مغز جدا شود.

الگوریتم بهبود یافته‌ی تابع تنظیم فاصله‌ی مجموعه‌ی سطح (MDRLSE)

روش تنظیم فاصله‌ی مجموعه‌ی سطح (DRLSE) یک روش پیاده‌سازی کانتورهای فعال می‌باشد (۱۴). هدف اصلی این روش، نمایش یک کانتور به عنوان سطح صفر (کانتور اولیه) یک تابع سه بعدی بدون نیاز به بازآغازی است. در این روش، کانتور اولیه به صورت یک تابع باینری و به فرم مستطیل در نظر گرفته می‌شود، این امر منجر به تعداد تکرارهای زیاد، دقت پایین و زمان طولانی برای شناسایی ناحیه‌ی مطلوب می‌گردد. از آن جا که زمان و دقت دو عامل

مهم در زمینه‌ی خونریزی مغزی می‌باشند، در این مقاله یک روش ابتکاری به منظور رفع این معایب و شناسایی نواحی خونریزی مغزی ارائه شده است. در روش ارائه شده که بهبود یافته‌ی روش تنظیم فاصله‌ی مجموعه‌ی سطح است، برای هر تصویر کانتور اولیه‌ای متناسب با نوع خونریزی آن تصویر به طور خودکار در نظر گرفته می‌شود که این امر، باعث می‌شود به ازای تعداد تکرارهای کمتر و زمان سریع‌تر، حتی کوچک‌ترین نواحی خونریزی نیز یافت شوند.

ساختار الگوریتم پیشنهادی به این صورت می‌باشد که ابتدا از روش آستانه‌گذاری و فقی (Adaptive thresholding) جهت شناسایی و جداسازی تقریبی خونریزی مغزی از بافت مغز استفاده می‌شود. از نتیجه‌ی به دست آمده جهت ایجاد یک کانتور اولیه ϕ_0 استفاده می‌شود. در مرحله‌ی بعد، به منظور تحول سریع و دقیق تابع مجموعه‌ی سطح به تخمین بهینه‌ی پارامترهای کنترلی پرداخته می‌شود. به عبارت دیگر در ساختار پیشنهادی، کانتور اولیه‌ی تعریف شده بر روی مرزهای شکل حرکت می‌کند و آن قدر تغییر شکل می‌دهد تا بر اساس پارامترهای کنترلی تنظیم شود و توقف کند و در حد قابل قبولی بر مرزهای ناحیه‌ی خونریزی منطبق گردد.



شکل ۴. الف) تصویر پس از حذف نویز، ب) ماسک تصویر، ج) تصویر پس از حذف تورم بافت نرم

تعریف کانتور اولیه

تابع مجموعه‌ی سطح اولیه (کانتور اولیه) به صورت یک تابع باینری به فرم رابطه‌ی ۶ تعریف می‌شود.

(۶)

$$\varphi_0(x) = \begin{cases} -C_0 & \text{if } x \in R_0 \\ C_0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

در تعریف تابع مجموعه‌ی سطح اولیه توسط این رابطه، تعیین مقدار C_0 و تعریف یک ناحیه به عنوان R_0 از اهمیت زیادی در شناسایی صحیح نواحی خونریزی مغزی برخوردار است. در این مقاله، ناحیه‌ی R_0 به جای مستطیل، به یک شکل بهینه شبیه به ناحیه‌ی خونریزی در نظر گرفته می‌شود. برای رسیدن به این هدف، با استفاده از آستانه‌گذاری افقی یک ناحیه‌ی تقریبی از ناحیه‌ی خونریزی یافته، این ناحیه به عنوان R_0 در نظر گرفته می‌شود. آستانه‌ی تعریف شده در این مقاله به صورت رابطه‌ی ۷ می‌باشد.

$$T = \lambda m \quad (7)$$

که در آن، λ یک عدد ثابت و m میانگین تصویر است.

تخمین پارامترهای کنترلی

پس از انتخاب کانتور اولیه، اکنون نوبت به تخمین پارامترهای کنترلی مربوط به تابع مجموعه‌ی سطح می‌رسد. انتخاب این پارامترهای کنترلی به خصوص در مسایل شناسایی و بخش‌بندی پزشکی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. لازم به ذکر است این پارامترها از یک تصویر به تصویر دیگر متفاوت است. از این رو باید این تفاوت‌ها را جهت دقت در بخش‌بندی خود وارد کرد.

استخراج ویژگی

هدف اصلی از استخراج ویژگی، کاهش مجموعه‌ی اطلاعات با استفاده از ویژگی‌های اصلی و متمایز

کننده‌ی الگوهای ورودی است (۱۵). پزشکان به منظور شناسایی و طبقه‌بندی انواع خونریزی‌های مغزی از موقعیت، شکل، اندازه و بافت نواحی خونریزی استفاده می‌کنند (۸). بنابراین برای شناسایی و طبقه‌بندی انواع خونریزی مغزی به ویژگی‌های بیان کننده‌ی این خصوصیات نیاز داریم. از آن جا که تصاویر سی تی اسکن به صورت سیاه و سفید (Gray scale) هستند، ویژگی رنگ نمی‌تواند ویژگی مناسبی باشد. همچنین به دلیل تفاوت ناچیز بافت سه نوع خونریزی مورد بحث در این مقاله، ویژگی بافت نیز نمی‌تواند به تنهایی ویژگی مؤثری باشد. در مقابل، ویژگی شکل یک ویژگی مفید و مؤثر در تصاویر سی تی اسکن مغزی است. در این بخش، ویژگی‌های شکل مورد استفاده در این مقاله معرفی می‌گردد.

ویژگی‌های شکل

از هر ناحیه‌ی خونریزی ویژگی‌های زیر در ارتباط با شکل، موقعیت و اندازه‌ی آن استخراج می‌شود (۱۶):

۱. مساحت خونریزی: تعداد پیکسل‌های هر ناحیه‌ی خونریزی.
۲. محیط ناحیه‌ی خونریزی: مجموع تعداد پیکسل‌های موجود روی مرز ناحیه‌ی خونریزی.
۳. طول محور اصلی: اندازه‌ی محور اصلی بیضی محیط شده بر ناحیه‌ی خونریزی.
۴. طول محور فرعی: اندازه‌ی محور فرعی بیضی محیط شده بر ناحیه‌ی خونریزی.
۵. مجموع محورها: مجموع طول محور اصلی و طول محور فرعی ناحیه‌ی خونریزی.
۶. تقسیم محورها: حاصل تقسیم طول محور اصلی بر طول محور فرعی بیضی محیط شده بر ناحیه‌ی خونریزی.

۱۲. تغییرات مرز خونریزی: این ویژگی با بررسی تغییرات مرز خونریزی میزان شباهت آن را به دایره بیان می‌کند و عبارت از نسبت حداکثر فاصله‌ی نقاط مرز تا مرکز خونریزی به حداقل آن است. این ویژگی به صورت رابطه‌ی ۱۲ تعریف می‌شود.

$$ER1 = \frac{r_1}{r_1} \quad (12)$$

که در آن،

$$r_1 = \min(D_1) \quad (13)$$

$$r_2 = \max(D_1) \quad (14)$$

که در آن،

$$(15)$$

$$D_1(x, y) = \sqrt{(G_x - x)^2 + (G_y - y)^2}$$

که در آن، (G_x, G_y) و (x, y) به ترتیب مختصات مرکز خونریزی و مرز خونریزی می‌باشند. هر چه مقدار این ویژگی به ۱ نزدیک‌تر باشد، شکل خونریزی به دایره نزدیک‌تر است. این ویژگی برای خونریزی‌های ICH و EDH به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار را دارد.

۱۳. موقعیت خونریزی: این ویژگی بیان کننده‌ی موقعیت ناحیه‌ی خونریزی نسبت به مرکز مغز است و مطابق رابطه‌ی زیر تعریف می‌شود:

$$\delta = 2M + 1 \quad (16)$$

$$M = \text{mean}(D(x, y)) \quad (17)$$

$$(18)$$

$$D(x, y) = \sqrt{(x - g_x)^2 + (y - g_y)^2}$$

که در آن، (g_x, g_y) مختصات مرکز مغز و (x, y) مختصات نقاط مرز خونریزی می‌باشند.

انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

در این مرحله سعی می‌شود به منظور ارتقای صحت

۷. ضریب سختی (Solidity): این ضریب بیانگر چگالی یا تراکم ناحیه‌ی خونریزی می‌باشد و به صورت رابطه‌ی زیر تعریف می‌شود:

$$\text{solidity} = \frac{A}{C} \quad (8)$$

که در آن A مساحت ناحیه‌ی خونریزی و C مساحت ناحیه‌ی محدب خونریزی می‌باشد.

۸. ضریب کشیدگی (Extent): این ضریب نشان دهنده‌ی میزان کشیدگی یا درازای شکل است. رابطه‌ی ۹ بیان کننده‌ی ضریب کشیدگی هر ناحیه‌ی خونریزی می‌باشد.

$$\text{extent} = \frac{A}{B} \quad (9)$$

که در آن A مساحت ناحیه‌ی خونریزی و B مساحت مستطیل محیط شده بر ناحیه‌ی خونریزی می‌باشد.

۹. ضریب تحدب (Convexity): ضریب تحدب دور شدگی شکل از حالت تحدب را نشان می‌دهد. این ضریب به صورت رابطه‌ی زیر تعریف می‌شود:

$$\text{convexity} = \frac{CP}{P} \quad (10)$$

که در آن، CP محیط ناحیه‌ی محدب خونریزی و P محیط ناحیه‌ی خونریزی است.

۱۰. نسبت خونریزی به کل تصویر: عبارت از نسبت مساحت خونریزی به مساحت کل تصویر است.

۱۱. نسبت مساحت به محیط: این ویژگی بیان کننده‌ی نسبت مساحت خونریزی به محیط آن می‌باشد و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$E = \frac{4\pi A}{(p)^2} \quad (11)$$

که در آن، A و P به ترتیب مساحت و محیط خونریزی می‌باشند.

بطن‌های مغز مورد بررسی قرار می‌دهیم. چنانچه داخل بطن‌های مغز خونریزی اتفاق افتاده باشد، خونریزی متعلق به نوع IVH است. در غیر این صورت، هیچ خونریزی در مغز رخ نداده و متعلق به کلاس طبیعی است. برای رسیدن به این هدف، تلاش می‌شود پیکسل‌هایی پیدا شوند که دارای دو خصوصیت زیر باشند: داخل بطن‌های مغز باشند و شدت نور آن‌ها بیشتر از مقدار α_2 باشد. روش ذکر شده به صورت رابطه تعریف شده است.

(۲۲)

$$\text{if } \left\{ \begin{array}{l} \{g(i, j) \geq \alpha_2\} \\ \{d(i, j) \leq r_1\} \end{array} \rightarrow \text{IVH خونریزی} \right. \\ \left. \text{Otherwise} \rightarrow \text{نرمال (بدون خونریزی)} \right\}$$

که در آن، $g(i, j)$ سطح خاکستری هر پیکسل تصویر است.

$$(i, j) = \sqrt{(i - G_x)^2 + (j - G_y)^2} \quad (۲۳)$$

$$r_1 = \max(d(m_x, m_y)) \quad (۲۴)$$

(۲۵)

$$d(m_x, m_y) = \sqrt{(m_x - G_x)^2 + (m_y - G_y)^2}$$

که در آن، $d(i, j)$ فاصله‌ی هر پیکسل ناحیه‌ی خونریزی از مرکز خونریزی است و r_1 حداکثر فاصله‌ی نقاط مرز بطن‌های مغز از مرکز خونریزی است.

طبقه‌بندی ۲

در این مرحله، تصاویر ورودی بر اساس ویژگی‌های انتخاب شده به کلاس‌های مختلف EDH، ICH و SDH طبقه‌بندی می‌شوند. در این قسمت، از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (Multi-class SVM) استفاده می‌شود. این طبقه‌بند، یکی از روش‌های یادگیری با نظارت با قدرت تعمیم‌دهی بالا می‌باشد (۱۸). از ویژگی‌های بسیار مهم طبقه‌بندی داده‌ها بر اساس

طبقه‌بندی، بهترین ویژگی‌ها با کمک الگوریتم ژنتیک انتخاب شوند.

الگوریتم ژنتیک (GA یا Genetic algorithm)

الگوریتم ژنتیک یکی از الگوریتم‌های تکاملی است که از اصول انتخاب طبیعی داروین برای یافتن فرمول بهینه جهت پیش‌بینی یا تطبیق الگو استفاده می‌کند (۹). به طور کلی، الگوریتم ژنتیک از چندین جزء اصلی تشکیل شده است، از جمله جمعیت افراد که هر فرد یا کروموزوم، یک راه حل برای حل مسأله‌ی مورد نظر است. تابع برازندگی که با محاسبه‌ی میزان برازندگی هر کروموزوم مشخص می‌کند که آیا کروموزوم مناسب است یا نه و عملگرهای ژنتیکی مانند جهش (Mutation) و آمیزش (Crossover) که نسل بعدی را تولید می‌کنند. در این مقاله، طبقه‌بند k -نزدیک‌ترین همسایه برای طبقه‌بندی داده‌های آموزشی به کار گرفته می‌شود و خطای این طبقه‌بند به عنوان تابع برازندگی الگوریتم ژنتیک در نظر گرفته می‌شود. در این مطالعه، هر کروموزوم الگوریتم ژنتیک شامل ۱۶ ژن (به ازای هر ویژگی یک ژن) بود و نرخ Crossover و Mutation به ترتیب $0/80$ و $0/01$ بود (۱۷).

طبقه‌بندی

در این مرحله تصاویر ورودی بر اساس ویژگی‌های انتخاب شده به کلاس‌های مختلف خونریزی طبقه‌بندی می‌شوند.

طبقه‌بندی ۱

چنانچه در مرحله‌ی شناسایی و بخش‌بندی، هیچ ناحیه‌ی خونریزی یافت نشود، در این صورت خونریزی متعلق به یکی از کلاس‌های خونریزی IVH یا طبیعی است. به منظور مشخص نمودن نوع خونریزی در این حالت، تصاویر را قبل از حذف

که در شکل ۵.ب و ۵.د مشخص است، تعیین مقدار نامناسب برای این پارامتر، باعث حذف اشتباه یا ناقص بطن‌های مغز می‌شود و در نتیجه منجر به بخش‌بندی و شناسایی اشتباه یا ضعیف خونریزی مغز می‌گردد. در این مطالعه، پس از بررسی تصاویر کلاس‌های مختلف، به طور تجربی بهترین مقدار برای این پارامتر 0.4 به دست آمد (شکل ۵.ج). شکل ۵ تأثیر β را بر حذف بطن‌های مغز و در نتیجه بخش‌بندی و شناسایی تصاویر خونریزی مغزی را نشان می‌دهد.

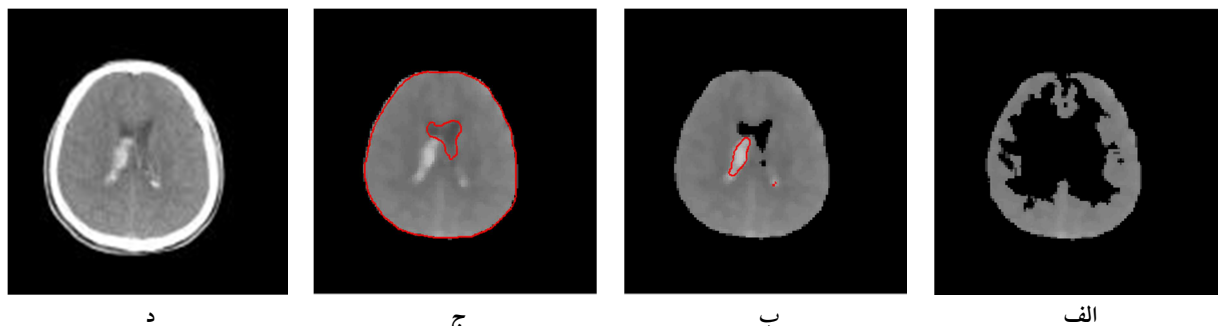
حذف صحیح برآمدگی بافت نرم، تأثیر زیادی بر صحت بخش‌بندی و شناسایی نواحی خونریزی مغزی دارد. همان‌طور که در قسمت پیش پردازش بیان شد، این قسمت‌ها در اثر شدت ضربه‌ی وارده به سر ایجاد می‌شوند و چنانچه در مرحله‌ی پیش پردازش از تصاویر حذف نشوند، ممکن است به اشتباه خونریزی تشخیص داده شوند که این امر منجر به ایجاد خطا در تعیین موقعیت دقیق خونریزی می‌شود (شکل ۶.ب). شکل ۶ تأثیر حذف صحیح و حذف نادرست برآمدگی بافت نرم را بر روی شناسایی و بخش‌بندی نواحی خونریزی مغز نشان می‌دهد.

ماشین بردار پشتیبان، حداقل‌سازی خطای داده‌های مجموعه‌ی آزمون می‌باشد. در صورتی که در سایر طبقه‌بندها همچون شبکه‌های عصبی، عملکرد بر اساس حداقل‌سازی خطای داده‌های مجموعه‌ی آموزشی می‌باشد. این طبقه‌بند، ابتدا داده‌ها را به صورت غیر خطی به یک فضای با بعد بالا نگاشت می‌کند. سپس سعی می‌کند ابرصفحه‌ای پیدا کند که داده‌ها را با بیشترین حاشیه نسبت به این ابرصفحه از هم جدا کند. ماشین بردار پشتیبان در شکل کلی خود برای مسایل دو کلاسه استفاده می‌شود؛ اما این قابلیت را دارد که با استراتژی یکی مقابل دیگری یا یکی مقابل همه، برای مسایل چند کلاسه نیز استفاده شود. در این مطالعه، از استراتژی یکی مقابل همه برای دسته‌بندی هر جفت کلاس و کلاس باقی‌مانده استفاده شد.

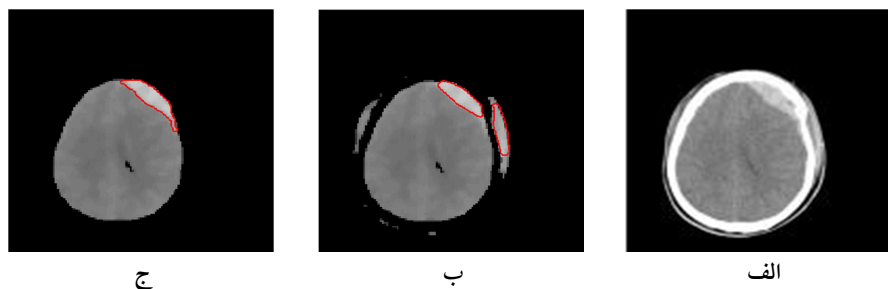
یافته‌ها

نتایج پیش پردازش و شناسایی خونریزی مغزی

همان‌طور که در مرحله‌ی پیش پردازش بیان شد، برای حذف حجمه و بطن‌های مغز از روابط ۱ و ۲ استفاده شد. در این روابط، تعیین مقدار β نقش مؤثری در حذف بطن‌های مغز ایفا می‌کند. همان‌طور



شکل ۵. الف) تصویر اصلی، ب) نتایج بخش‌بندی به ازای $\beta < 0.4$ ، ج) $\beta = 0.4$ ، د) $\beta > 0.4$



شکل ۶. الف) تصویر اصلی، ب) نتایج بخش‌بندی بدون حذف برآمدگی بافت نرم، ج) نتایج بخش‌بندی پس از حذف تورم بافت نرم

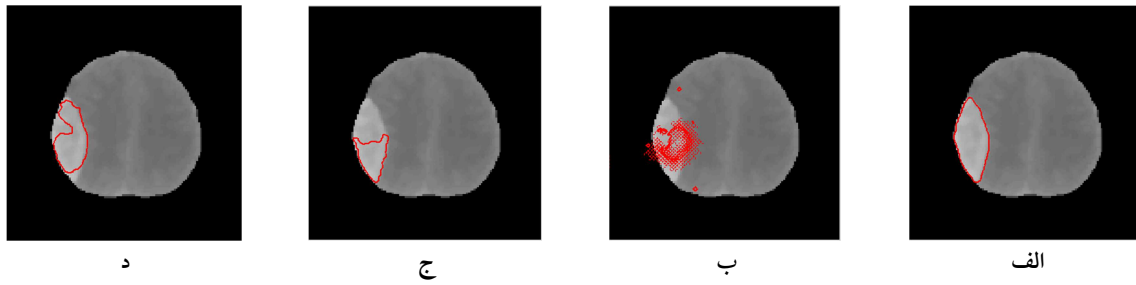


شکل ۷. الف) تصویر اصلی، ب) نتایج بخش‌بندی به ازای $\lambda > 0.02$ (ج $\lambda = 0.02$ ، د $\lambda < 0.02$)

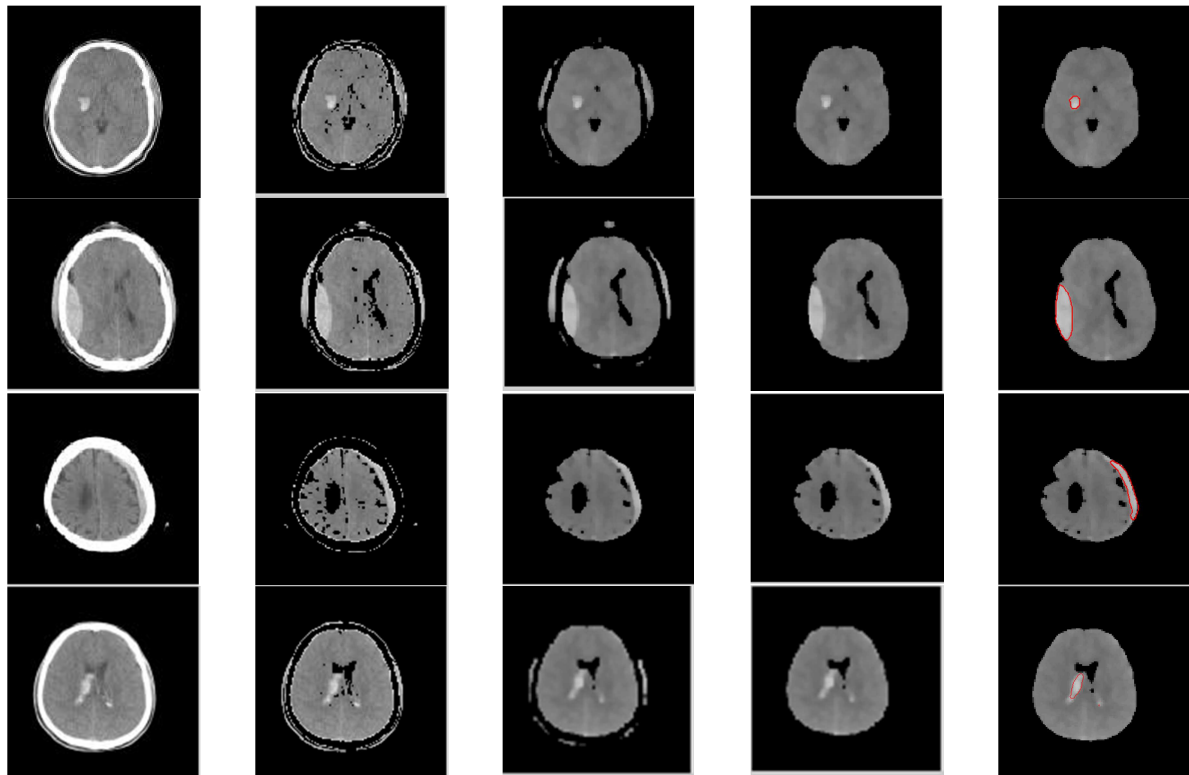
کنترلی پس از آزمایش بر روی تصاویر مختلف به صورت $\alpha = 0.9$ ، $\Delta t = 10$ ، $\mu = \frac{\beta}{\Delta t}$ ، $\beta = 0.09$ و $\lambda = 10$ به دست آمد. مقادیر دیگری غیر از این مقادیر باعث ایجاد خطا در بخش‌بندی نواحی خونریزی می‌شوند. در شکل ۸ تأثیر پارامترهای کنترلی نامناسب بر روی بخش‌بندی نواحی خونریزی نمایش داده شده است. شکل ۸ ب، نشان می‌دهد که مقادیر بزرگ β ($\beta \geq 0.25$) منجر به تحول ناپایدار تابع مجموعه‌ی سطح می‌شود. همان‌طور که در شکل ۸ ج و ۸ د مشخص است، مقادیر بزرگ α و Δt باعث تحول سریع تابع مجموعه‌ی سطح می‌شوند، اما در مقابل منجر به نقص و کمبود در مرزهای ناحیه‌ی خونریزی می‌شوند.

در شکل ۹، مراحل روش ارائه شده‌ی شناسایی خودکار نواحی خونریزی مغزی برای چهار کلاس مختلف خونریزی نمایش داده شده است.

در این مقاله به منظور تعریف تابع مجموعه‌ی سطح اولیه، پس از بررسی تصاویر کلاس‌های مختلف، به طور تجربی بهترین مقدار برای پارامتر G_0 ، ۳ به دست آمد. بقیه‌ی مقادیر G_0 منجر به بخش‌بندی ناقص یا اشتباه خونریزی مغزی می‌شوند. همان‌طور که در قسمت شناسایی بیان شد، برای تعیین ناحیه‌ی R_0 از روش آستانه‌گذاری و فقی استفاده می‌شود. آستانه‌ی تعریف شده در این مقاله، به صورت $T = \lambda m$ می‌باشد. در این رابطه، تعیین مقدار مناسب λ نقش مهمی در آستانه‌ی تصویر و در نتیجه شناسایی صحیح و تعیین موقعیت دقیق نواحی خونریزی ایفا می‌کند. مقدار λ پس از آزمایش بر روی تصاویر مختلف و به روش سعی و خطا 0.02 به دست آمد. شکل ۷ تأثیر λ را بر بخش‌بندی نواحی خونریزی مغزی نشان می‌دهد. در این مقاله بهترین مقادیر برای پارامترهای



شکل ۸. نتایج بخش‌بندی به ازای الف) پارامترهای کنترلی پیشنهادی، ب) $\beta = 0/5$ ، ج) $\alpha = 5$ ، د) $\Delta t = 30$



شکل ۹. مراحل الگوریتم پیشنهادی شناسایی خونریزی مغزی. ستون اول) تصاویر اصلی. ستون دوم) تصاویر پس از حذف حجمه و بطن‌های مغز. ستون سوم) تصاویر پس از حذف نویز. ستون چهارم) تصاویر پس از حذف تورم بافت نرم. ستون پنجم) نواحی خونریزی یافت شده.

$$\text{accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100 \quad (32)$$

$$\text{BR} = \frac{A(\text{XOR})S}{s} \times 100 \quad (33)$$

که در آن، TP بیان‌کننده‌ی تعداد پیکسل‌های خونریزی پیدا شده توسط هر دو روش ارائه شده و دستی می‌باشد. FP بیان‌کننده‌ی آن دسته از پیکسل‌های خونریزی است که فقط توسط روش ارائه شده پیدا شده است نه روش دستی. FN معرف

به منظور ارزیابی روش ارائه شده، نتایج این روش با تشخیص پزشک (روش دستی) مقایسه می‌شوند. در این مقایسه از عوامل زیر استفاده می‌شود:

$$\text{sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100 \quad (29)$$

$$\text{specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100 \quad (30)$$

$$\text{similarity} = \frac{2TP}{2TP+FN+FP} \times 100 \quad (31)$$

بافت مغز سخت و با خطا همراه است. خونریزی نوع EDH از خون خالص تشکیل شده است و فضای کمی برای گسترش در اختیار دارد (بین Dura و جمجمه) در نتیجه مرز قابل توجهی دارد و ناحیه‌ی این نوع خونریزی واضح‌تر از بقیه‌ی انواع خونریزی است. به همین دلیل، همان‌طور که در جدول ۱ مشخص است، بیشترین صحت بخش‌بندی مربوط به خونریزی نوع EDH است.

نتایج انتخاب ویژگی

در جدول ۲ وزن‌های به دست آمده توسط الگوریتم ژنتیک برای هر ویژگی پس از ۵۰ نسل آمده است. همان‌طور که در جدول ۲ مشخص است، از بین ویژگی‌های شکل، ویژگی‌های تغییرات مرز خونریزی و موقعیت خونریزی بیشترین وزن‌ها را دارند.

نتایج طبقه‌بندی

نتایج طبقه‌بندی ۱

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی در مرحله‌ی طبقه‌بندی ۱ از ماتریس ردی (Confusion matrix) استفاده می‌شود. در این ماتریس عناصر قطری نشان دهنده‌ی نمونه‌هایی است که درست طبقه‌بندی شده‌اند. همان‌طور که از جدول ۳ مشخص است، با استفاده از روش ارایه شده خونریزی IVH با صحت ۹۱/۸ درصد از بقیه‌ی انواع خونریزی شناسایی گردید.

آن دسته از پیکسل‌های خونریزی است که فقط توسط روش دستی پیدا شده است و TN بیان‌کننده‌ی تعداد پیکسل‌های غیر خونریزی پیدا شده توسط هر دو روش ارایه شده و دستی می‌باشد. BR (Brain hemorrhage detection error) نیز بیانگر میزان خطای بخش‌بندی و شناسایی خونریزی است. که در آن، A مساحت ناحیه‌ی خونریزی یافت شده و S مساحت ناحیه‌ی خونریزی مشخص شده توسط پزشک است.

نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که بیشترین خطا و کمترین صحت بخش‌بندی مربوط به خونریزی نوع SDH است. محل وقوع این نوع خونریزی (بین Dura و Arachnoid) به گونه‌ای است که خونریزی پس از گسترش در این فضا شکلی شبیه به جمجمه پیدا می‌کند که این امر منجر به افزایش خطای بخش‌بندی می‌شود. موقعیت خونریزی نوع ICH بهتر از نوع SDH است (احتمال گسترش خونریزی کمتر است)، اما این نوع خونریزی بر خلاف بقیه‌ی انواع آن فقط از خون خالص تشکیل نشده و متشکل از بافت‌های مختلف مانند بافت مغز، بافت آسیب دیده مغز، جمجمه و خون است. در نتیجه، این نوع خونریزی مرز واضحی ندارد و حتی در بعضی از موارد نواحی خونریزی در مغز پراکنده شده‌اند. به همین دلیل، شناسایی این نوع خونریزی از

جدول ۱. نتایج بخش‌بندی

نوع خونریزی	(%) BR	(%) Accuracy	(%) Similarity	(%) Specificity	(%) Sensitivity
EDH	۴۴/۸۳	۹۶/۸۷	۹۴/۷۹	۹۷/۸۸	۹۴/۲۳
ICH	۵۱/۰۵	۹۶/۱۰	۹۱/۸۵	۹۸/۴۵	۹۰/۳۲
SDH	۵۰/۱۲	۹۲/۱۵	۶۷/۴۵	۹۳/۸۶	۷۵/۱۱

BR: Brain hemorrhage detection error; EDH: Extradural haematoma; ICH: Intracerebral hemorrhage
SDH: Subdural haemorrhage

نتایج طبقه‌بندی ۲

در این مرحله به منظور مشاهده تأثیر انتخاب ویژگی بر نتیجه‌ی طبقه‌بندی، صحت طبقه‌بندی قبل و بعد از انتخاب ویژگی در جدول ۴ آمده است. پس از آن ماتریس ردی طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان در جدول ۵ آمده است.

جدول ۴ نشان می‌دهد که صحت طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان ۹۴/۱۳ درصد می‌باشد. به عبارت دیگر، با استفاده از این طبقه‌بند، تنها ۵/۸ درصد از تصاویر اشتباه طبقه‌بندی می‌شوند.

جدول ۲. وزن‌های به دست آمده توسط الگوریتم ژنتیک

ویژگی‌ها	وزن‌های الگوریتم ژنتیک
مساحت خونریزی	۰/۸۷۸۵
محیط خونریزی	۰/۴۳۹۴
طول محور اصلی	۰/۵۸۱۰
طول محور فرعی	۰/۳۷۰۲
مجموع محورها	۰/۲۳۴۰
تقسیم محورها	۰/۱۸۱۰
ضریب سختی	۰/۵۶۸۹
ضریب کشیدگی	۰/۵۰۳۰
ضریب تحدب	۰/۸۳۵۸
نسبت خونریزی به کل تصویر	۰/۶۴۲۴
نسبت مساحت به محیط خونریزی	۰/۲۷۹۱
تغییرات مرز خونریزی	۰/۹۸۷۹
موقعیت خونریزی	۰/۹۴۴۲

جدول ۳. نتایج طبقه‌بندی ۱

IVH	طبیعی	سایر کلاس‌ها	صحت طبقه‌بندی	
۱۱۸	۵	۶	۹۱/۷۴ (درصد)	IVH
۵	۱۱۴	۴	۸۸/۳۷ (درصد)	طبیعی
۲	۶	۱۱۵	۹۳/۴۹ (درصد)	سایر کلاس‌ها
۹۴/۴۰ (درصد)	۹۱/۲۰ (درصد)	۹۲/۰۰ (درصد)	۹۱/۸۲ (درصد)	صحت طبقه‌بندی

IVH: Intraventricular hemorrhage

جدول ۴. صحت طبقه‌بندی قبل و بعد از انتخاب ویژگی

طبقه‌بندی	صحت طبقه‌بندی بعد از انتخاب ویژگی (درصد)	صحت طبقه‌بندی قبل از انتخاب ویژگی (درصد)
kNN	۵۴/۴۱	۴۱/۵۹
SVM	۹۴/۱۳	۷۹/۹۳

kNN: k-nearest neighbors; SVM: Support vector machines

جدول ۵. ماتریس ردی طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان

نوع خونریزی	Accuracy	ICH	EDH	SDH
SDH	۹۳/۶۵ (درصد)	۲	۶	۱۱۸
EDH	۹۲/۸ (درصد)	۴	۱۱۶	۵
ICH	۹۵/۹۶ (درصد)	۱۱۹	۳	۲
Accuracy	۹۴/۱۳ (درصد)	۹۵/۲ (درصد)	۹۲/۸ (درصد)	۹۴/۴ (درصد)

EDH: Extradural haematoma; ICH: Intracerebral hemorrhage; SDH: Subdural haemorrhage

بحث

در این مقاله یک روش مستقل و خودکار شناسایی و طبقه‌بندی خونریزی مغزی ارائه شد. روش ارائه شده تلاشی در جهت ارتقای دقت تشخیص پزشکان و تسریع تصمیم‌گیری آن‌ها به منظور نجات جان بیماران است. برای رسیدن به این هدف، ابتدا در مرحله‌ی بخش‌بندی، یک روش شناسایی خودکار نواحی خونریزی ارائه شد. با استفاده از این روش، انواع نواحی خونریزی با صحت بالای ۹۰ درصد (۹۶/۸۷)، ۹۶/۱۰، ۹۲/۱۵ و ۹۱/۸۰ درصد شناسایی شد؛ به طوری که حتی کوچک‌ترین نواحی خونریزی نیز شناسایی شدند. در مرحله‌ی بعد، پس از استخراج ویژگی از هر ناحیه و انتخاب بهترین آن‌ها، انواع

نواحی خونریزی طبقه‌بندی شدند. در مرحله‌ی طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان، با صحت ۹۴/۱۳ درصد انواع خونریزی طبقه‌بندی شدند. در نتیجه، با استفاده از روش ارائه شده ۴ نوع خطرناک خونریزی در تصاویر سی تی اسکن تشخیص داده شد و طبقه‌بندی گردید که از این طریق، فرایند درمان بیماران دچار ضربه‌ی مغزی تسریع می‌گردد.

تشکر و قدردانی

از دکتر محمد صالح جعفر پیشه، رادیولوژیست بیمارستان کاشانی، به دلیل کمک‌های ایشان در زمینه‌ی خونریزی مغزی و همچنین جمع‌آوری پایگاه داده‌ی این تحقیق سپاسگزاری می‌گردد.

References

- Hu Q, Qian G, Aziz A, Nowinski W. Segmentation of brain from computed tomography head images. Proceedings of the 27th Annual International Conference of the IEEE-MBS Engineering in Medicine and Biology; 2006 Jan 17-18; Shanghai, China. p. 3375-8.
- Lauric A. Soft image segmentation of CT brain data [Thesis]. Medford, MA: Tufts University 2007.
- Loncaric S, Cosic D, Dhawan AP. Hierarchical segmentation of CT head images. Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE-MBS Engineering in Medicine and Biology; 1996 31 Oct-3 Nov; Amsterdam, Netherlands. p. 736-7.
- Majcencic Z, Loncaric S. CT image labeling using simulated annealing algorithm [Online]. [cited 1998]. Available from: URL: <https://bib.irb.hr/datoteka/49284.eus98st.pdf>. p. 2513-6.
- Maksimovic R, Stankovic S, Milovanovic D. Computed tomography image analyzer: 3D reconstruction and segmentation applying active contour models--'snakes'. Int J Med Inform 2000; 58-59: 29-37.
- Mancas M, Gosselin B. Towards an automatic tumor segmentation using iterative watersheds. Proceedings of the SPIE 2004; 5370: 1598-608.
- Zaki MD, Fauzi FA, Besar R. Abnormalities detection in serial computed tomography brain images using multi-level segmentation approach. Multimedia Tools and Applications 2011; 54(2): 231-40.
- Ramteke R, Khachane MY. Automatic medical image classification and abnormality detection using K-Nearest Neighbour. International Journal of Advanced Computer Research 2012; 2(6): 190.
- Kharrat A, Gasmi K, Ben Messaoud M, Benamrane N, Abid M. A hybrid approach for automatic classification of brain MRI using genetic algorithm and support vector machine. Leonardo Journal of Sciences 2010; (17): 71-82.
- Chowdhury DR, Chatterjee M, Samanta RK. An artificial neural network model for neonatal disease diagnosis. Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems 2011; 2(3): 96-106.
- Gong T, Liu R, Tan CL, Farzad N, Lee CK, Pang BC, et al. Classification of CT brain images of head trauma. Proceedings of the 2nd IAPR International Conference on Pattern Recognition in Bioinformatics; 2007 Oct 1; Berlin, Germany. p. 401-8.
- Sharma B, Venugopalan K. Automatic segmentation of brain CT scan image to identify

- hemorrhages. *International Journal of Computer Applications* 2010; 40(10): 1-4.
13. Osher S, Sethian JA. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics* 1988; 79(1): 12-49.
14. Li C, Xu C, Member S, Gui C, Fox MD. Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing* 2010; 19(12): 3243-54.
15. Maduskar P, Acharyya M. Automatic identification of intracranial hemorrhage in non-contrast CT with large slice thickness for trauma cases. *Proceedings of SPIE* 2009; 7260.
16. Yang M, Kpalma K, Ronsin J. A survey of shape feature extraction techniques [Online]. [cited 2008 Jul 15]; Available from: URL: <http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/44/60/37/PDF/ARS-Journal-SurveyPatternRecognition.pdf>. p. 43-90.
17. Shahangian B, Pourghassem H. Automatic brain hemorrhage segmentation and classification in CT scan images. *Proceedings of the 8th Conference on Machine Vision and Image*; 2013 Sep 10-12; Zanjan, Iran.
18. Hsu CW, Lin C. A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Computational Intelligence Society* 2002; 13(2): 415-25.

Automatic Segmentation and Classification of Brain Hemorrhage Regions Using Multi-class Support Vector Machine in Computed Tomography (CT-Scan) Images

Bahareh Shahangian¹, Hossein Pourghassem PhD²

Original Article

Abstract

Background: Brain hemorrhage due to head trauma is one of the most common causes of death. Early diagnosis of location and type of brain hemorrhage is crucial. For saving the patients completely, it is necessary to detect the correct location and type of the hemorrhage in an early stage. In this study, we introduced an automatic brain hemorrhage detection and classification algorithm to improve and accelerate the process of physicians' decision-making.

Methods: To achieve the purpose, at first a segmentation algorithm was used to detect and separate the hemorrhage regions from other parts of the brain. Then, a number of appropriate features from each detected hemorrhage region were extracted and then by using genetic algorithm, the most convenient features were selected. The utilized computed tomography (CT-scan) images in this research were collected from Kashani hospital CT-scan center (Isfahan, Iran) and were of 70 men and women between the ages of 15-60 years.

Findings: Using the proposed segmentation and classification algorithm, the segmentation accuracy for different types of hemorrhages [epidural (EDH), intracerebral (ICH) and subdural (SDH)] were obtained as 96.87%, 96.10%, 92.15%, respectively. Also, intraventricular hemorrhage (IVH) was detected and separated from other types of hemorrhage with the accuracy rate of 91.82% and classified with accuracy rate of 94.13%.

Conclusion: In this research, an independent and automatic brain hemorrhage detection and classification algorithm was assessed. Our proposed algorithm is an attempt to improve and accelerate the process of physicians' decision-making to save the patients' lives. By using the proposed algorithm, we were able to detect and classify four kinds of dangerous hemorrhages in CT-scan images and accelerate the process of the victim's treatment.

Keywords: Brain hemorrhage, Segmentation, Genetic algorithm, k-nearest neighbors (kNN) classifier, Support vector machines (SVM) classifier

Citation: Shahangian B, Pourghassem H. Automatic Segmentation and Classification of Brain Hemorrhage Regions Using Multi-class Support Vector Machine in Computed Tomography (CT-Scan) Images. J Isfahan Med Sch 2014; 32(284): 631-46

1- MSc Student, Department of Telecommunications, School of Electrical Engineering, Islamic Azad University, Najafabad Branch, Isfahan, Iran

2- Assistant Professor, Department of Telecommunications, School of Electrical Engineering, Islamic Azad University, Najafabad Branch, Isfahan, Iran

Corresponding Author: Hossein Pourghassem PhD, Email: h_pourghassem@iaun.ac.ir