

تشخیص و طبقه‌بندی تومور مغزی با شبکه عصبی پس‌انتشار پیشرو

مقدمه

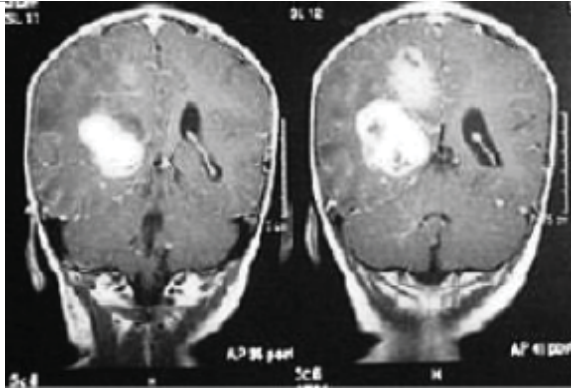
مغز عضوی است که فعالیت همه بخش‌های بدن را کنترل می‌کند. رشد سلول‌های غیرطبیعی مغز منجر به تومور مغزی می‌شود. تشخیص تومور مغزی امروزه بسیار اهمیت دارد. تومور اساساً به تکثیر کنترل نشده سلول‌ها اشاره می‌کند. یک سلول که به سرعت از یک کلسیفیکاسیون تکثیر می‌شود و به شکل یک توده درمی‌آید، تومور نامیده می‌شود.

متاستاز روندی است که در آن سلول‌های ایجادکننده تومور به سمت بخش دیگری از بدن می‌روند و تومور از همان بافت معمولی شروع به تشکیل شدن می‌کند. مننژیوما و گلیوما از انواع تومور مغزی هستند. اگر تومور مغزی در مراحل اولیه شناسایی شود، شانس درمان افزایش می‌یابد. تومور می‌تواند فشار درون جمجمه‌ای را افزایش دهد که ممکن است باعث آسیب دائمی مغز شود. علائم تومور مغزی به اندازه، محل قرارگیری و نوع تومور بستگی دارد. تشخیص تومور می‌تواند توسط MRI و CT اسکن انجام شود. روند آنژیوگرام مغز می‌تواند در عروق خونی که در مغز مشخص هستند و خون بخش تومور را تأمین می‌کنند، اعمال شود. روند بیوپسی همچنین شامل بافت‌ها یا نمونه سلول‌هایی است که هنگام درمان با جراحی از مغز گرفته می‌شود که به تشخیص زودهنگام تومور مغزی سرطانی کمک می‌کند. گاهی تشخیص سرطان ممکن است به دلیل برخی علائم به تأخیر بیفتد یا انجام نشود. هدف اصلی این مقاله تجزیه و تحلیل بهترین روش تقطیع و طبقه‌بندی آن‌ها برای عملکردی بهتر است.

آثار مرتبط

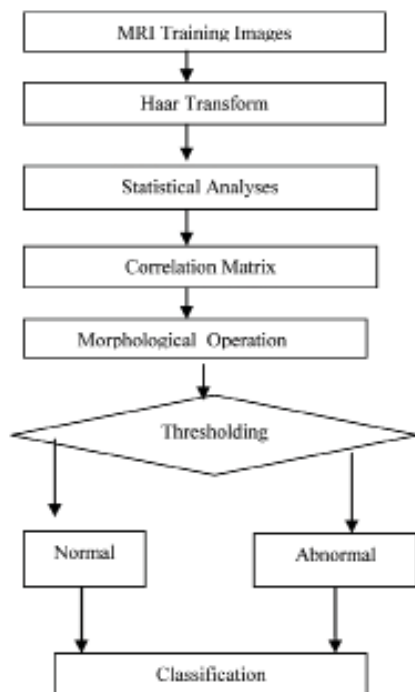
MRI تصاویری با کیفیت بالا ارائه می‌دهد و ساختار بدن را از درون نمایان می‌کند. انواع مختلف بافت در بدن می‌تواند با MRI تمیز داده شوند و همچنین شامل اطلاعات مفیدی برای درمان است. ساختار تصاویر MRI شامل اطلاعاتی در مورد اندازه، شکل، رنگ و روشنایی است که این ویژگی‌های ساختاری به استخراج بافت کمک می‌کند. شبکه عصبی (NNS) شامل اجزای مرتبط باهم است که شامل ویژگی‌های نورون‌های بیولوژیکی است. در شبکه پیشرو پس‌انتشار بیش از یک نورون می‌تواند

مغز عضوی است که فعالیت همه بخش‌های بدن را کنترل می‌کند. شناسایی خودکار تومور مغزی در تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) به دلیل پیچیدگی شکل و تنوع موقعیت، کار دشواری است. این روش خودکار هر نوع سرطان موجود در بدن را شناسایی می‌کند. روش‌های قبلی برای تشخیص تومور وقت‌گیر و کمتر صحیح هستند. در این مقاله، از تکنیک‌های تجزیه و تحلیل آماری مورفولوژیکی و آستانه‌ای برای پردازش تصاویر MRI استفاده می‌شود. شبکه عصبی پس‌انتشار پیشرو برای طبقه‌بندی عملکرد تومورهای بخشی از تصویر استفاده می‌شود. این روش منجر به صحت بالا و تکرار کمتر می‌شود که خود کاهش زمان محاسبات را به دنبال دارد.



شکل ۱) تصاویر آموزشی غیرنرمال

روش پیشنهادی، تصاویر MRI ورودی را می‌گیرد که تحت تبدیل تصویر خاکستری قرار گرفته و الگو تولید می‌شود و محاسبه همبستگی تحت تأثیر تشخیص موقعیت تومور قرار می‌گیرد. چارچوب روش پیشنهادی در شکل ۲ بررسی شده است.



شکل ۲) چارچوب تشخیص خودکار

فیلترینگ برای حذف بافت غیر مغزی انجام می‌شود. تبدیل موجک هار برای پیش‌پردازش تصویر استفاده می‌شود. کدگذاری موجک برای کاربردهایی مفید است که در آن‌ها تضعیف قابل قبول و مقیاس‌پذیری اهمیت دارد. تبدیل موجک هار سیگنال‌های ورودی را به مجموعه‌ای از تابع پایه که موجک‌ها نامیده می‌شوند، تبدیل می‌کند. یک موجک مدل اولیه، موجک مادر نامیده می‌شود و موجک‌های دیگر به نام موجک دختر از طریق انتقال یا

به‌راحتی به‌عنوان اجزای مرتبط تعریف شود که دارای عملکرد فعال‌سازی ورودی‌ها و خروجی‌های بزرگ هستند. بخش باقی مانده این روش به شرح زیر ساماندهی شده است. بخش ۲ آثار مرتبط را بررسی می‌کند و بخش ۳ به متدولوژی می‌پردازد. بخش ۴ نتایج آزمایشی متدولوژی ما، شامل بیش از ۲۰۰ تصویر از مجموعه داده MRI و داده‌های جمع‌آوری شده از بیمارستان‌ها را بررسی می‌کند. قطعه‌بندی تصویر مسطح‌سازی هیستوگرام و پس‌از آن استخراج خواص با استفاده از ماتریس هم‌رخداد برای تشخیص تومور پیشنهاد می‌شود. مجموعه داده MRI متشکل از ۱۲۰ تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد که توسط دپارتمان رادیولوژی بیمارستان یادبود تانا در دسترس قرار گرفت.

این روش فقط موقعیت و اندازه تومور را مشخص می‌کند. در این روش، اصلاح بایاس برای پیش‌پردازش استخراج خواص و طبقه‌بندی کننده آداپوست برای ویژگی‌های گزینش شده و طبقه‌بندی کننده آماده‌شده مورد استفاده قرار می‌گیرد.

مجموعه داده MRI متشکل از ۱۰۰ تصویر از بیمارستان کودکان تورنتو جمع‌آوری شده است. صحت به‌دست آمده با این روش، ۹۰/۱۱٪ است. روش پیشنهادی شامل چندین مرحله در استخراج بافت صفحه اول ویژگی است. در مرحله دوم، تصاویر مغزی مبنای این ویژگی را با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های RBFN (شبکه عصبی شعاعی پایه) و BPN (شبکه عصبی پس انتشار) دسته‌بندی می‌کنند و تومور بدخیم توسط روند تقسیم‌بندی، طبقه‌بندی می‌شود. در این مطالعه، روش مورد نظر شامل چهار مرحله پیش‌پردازش ویژگی استخراج تصویر است که نظریه Rough Set (طبقه‌بندی کننده باینری) و شبکه عصبی پیشرو را آزمایش می‌کند. ۲۰ تصویر MRI از تومور مغزی از منابع حقیقی جمع‌آوری شدند. طبقه‌بندی تصاویر MRI در شرایط پاتولوژیکی مختلف انجام شده است. در مطالعه پیش‌پردازش تصاویر مغزی، داده‌ها برای کاهش از نظر ابعاد با استفاده از DCT و فیلتر Ga-bor و تست شدن با استفاده از PNN (شبکه عصبی احتمالی) آماده می‌شوند. صحت طبقه‌بندی کننده تصاویر آماده شده ۸۹/۹٪ است.

روش‌ها و مواد

مجموعه داده MRI از مدرسه پزشکی هاروارد به‌دست آمده است و بعضی از داده‌ها نیز از بیمارستان شهری هاریانا جمع‌آوری شده است. یکی از ۲۲۰ تصویر MRI متشکل از تصاویر نرمال و غیر نرمال که با این روش آماده شده در شکل ۱ نشان داده شده است.

مقیاس گذاری از موجک مادر به دست می آید.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

در اینجا a پارامتر مقیاس گذاری و b پارامتر انتقال است و یک تابع موجک را نشان می دهد. اگر سری ورودی ها $X=(x_1, x_2, \dots, x_N)$ باشد، تبدیل موجک ها را به یک سری ضریب موجک پایین گذر (L_j) و یک سری موجک بالاگذر (H_j) تبدیل می کند که طول هر کدام $n/2$ است و به صورت زیر نمایش داده شده است:

$$L_j = \sum_{p=0}^{k-1} X_{2i-p} \cdot T_p(Z) \quad \dots\dots\dots(2)$$

$$H_j = \sum_{p=0}^{l-1} X_{2i-p} \cdot S_p(Z) \quad \dots\dots\dots(3)$$

در اینجا $T_p(Z)$ و $S_p(Z)$ فیلترهای موجک را نشان می دهند. K طول فیلتر و $j=0, 1, 2, \dots, [n/2]-1$ است. ویژگی آماری تصاویر فیلتر شده پیش بینی می شود و اساساً برای توصیف پارامتر برای هدفی خاص استفاده می شود. ویژگی آماری برای ارزیابی پارامترهای توزیع استفاده می شود که شامل میانگین، واریانس و آنتروپی می شود. آرایه ضریب همبستگی اساساً برای تشخیص هدف در تصاویر مغزی MRI استفاده می شود.

این آرایه ارتباط بین چندین متغیر را به طور هم زمان پیش بینی می کند. ماتریس ضریب همبستگی بخشی که فشار در آن زیاد است و تومور در آن قرار دارد را شناسایی می کند. شناسایی ویژگی های مربوطه باعث فهم آسان تر، سریع تر و بهتر تصاویر می شود. اطلاعات مربوط به داده ورودی می تواند از طریق استخراج ویژگی پیش بینی شود. الگوریتم ها به طور قابل ملاحظه ای برای مجزاکردن و تشخیص شکل ها و نسبت های مطلوب استفاده می شوند. کیفیت روند استخراج ویژگی، بر روند طبقه بندی تأثیر می گذارد. آستانه گذاری کمک می کند تا تصاویر نرمال و غیر نرمال به دست آیند. بیشتر روش های مؤثر برای جدا کردن بخش مورد نظر از طریق تبدیل آن از سطح خاکستری در تصویر باینری و تبدیل در تصویر با کنتراست بالا مورد استفاده قرار می گیرند. محدوده تصویر استخراج شده توسط جمع بندی پیکسل های سیاه (B_p) و پیکسل های سفید (W_p) محاسبه می شود.

$$\text{IMAGE } (I) = \sum_{W_p=0}^{255} \sum_{B_p=0}^{55} [f(0) + f(1)] \quad \dots\dots\dots(5)$$

$$f(0) = \text{Black pixels (digit 1)}$$

$$f(1) = \text{White pixels (digit 0)}$$

$$\text{Total number of White Pixels} = \sum_{W_p=0}^{255} \sum_{B_p=0}^{55} [f(1)] \quad \dots\dots(6)$$

$$P_v = \text{Total number of white pixels } (W_p * B_p) \quad \dots\dots(7)$$

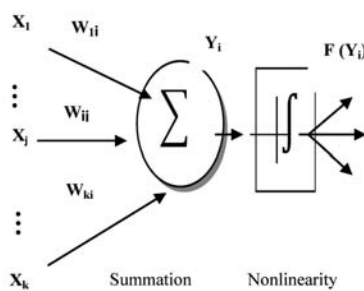
$$1 \text{ Pixel} = 0.264583 \text{ mm}$$

$$\text{Tumor Size} = [(P_v) * 0.264583] \quad \dots\dots\dots(8)$$

طبقه بندی به روش محاسباتی برای داده ها اشاره می کند و همچنین الگوها را پیدا می کند. آموزش تصاویر تومورها با شبکه عصبی پس انتشار پیشرو (FFBN) از طریق تنظیم ویژگی های مختلف انجام می شود. شبکه عصبی شامل نورون هاست. اجزای ساده به صورت داخلی به یکدیگر متصل شده اند و مشابه ویژگی نورون های بیولوژیکی هستند. خروجی از نورون ها به عنوان یک تابع $F(Y)$ با بردار ورودی (X_1, X_2, \dots, X_n) به دست می آید.

$$Y_i = \sum_{j=1}^k W_{ij} X_j \quad \dots\dots\dots(9)$$

یک شبکه چندلایه پرسپترون شامل نورون های متناظر و مجموع وزن (W_{ij}) است.



شکل ۳) شبکه عصبی با تابع وزن و تابع بایاس

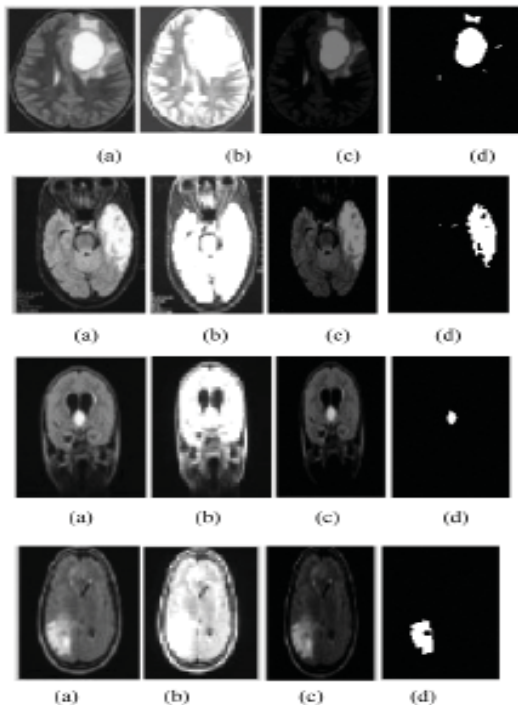
برای طراحی و آنالیز این سیستم از برنامه MATLAB استفاده می شود. MATLAB برای پردازش سیگنال، پردازش تصویر دیجیتال، بینایی کامپیوتری، یادگیری ماشینی، طراحی کنترل و ارتباطات و غیره استفاده می شود. در MATLAB عملکرد طبقه بندی تجزیه و تحلیل می شود. MATLAB امکان ترسیم داده ها و توابع، دست کاری ماتریس، پیاده سازی الگوریتم ها و ایجاد رابط با زبان های برنامه نویسی مختلف را فراهم می کند. در FFBN، اطلاعات در یک جهت در طول همه مسیرهای اتصال جریان دارند. اطلاعات از ورودی به خروجی از طریق لایه پنهان بدون حلقه (فیدبک) عبور می کنند. پس انتشار، ساده ترین شبکه برای محاسبه عملکرد مشتق شده با توجه به وزن است و هر متغیر اریب با توجه به شیب گرادیان تنظیم می شود. L_2 میزان یادگیری را نشان می دهد. اگر عملکرد کاهش یابد، میزان یادگیری افزایش می یابد. $Dx, w.r.t$ مشتق عملکرد را نسبت به متغیر X نشان می دهد که در زیر آمده است.

$$Dx = I_r * \frac{dperf}{dx} \quad \dots\dots\dots(10)$$

در هر بار تکرار، تصاویر آموزشی دوباره بارگیری می شوند. معیار ارزیابی شبکه عصبی، به حداقل رساندن MSE (میانگین مجذور خطا) است و اساساً برای ارزیابی عملکرد الگو مورد استفاده قرار می گیرد.

نتایج و تجزیه و تحلیل

نتیجه تشخیص و طبقه‌بندی تومور در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۵ (a) تصویر آموزشی (b) MRI اعمال فیلتر، (c) آنالیز آماری، (d) بخش جدا شده

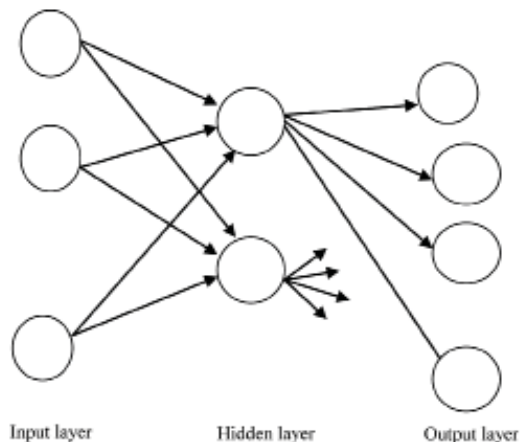
خصوصیات ۲۲۰ تصویر غیر نرمال به دست می‌آیند. ویژگی‌ها از شبکه عصبی پس‌انتشار پیشرو عبور داده می‌شوند. عملکرد روش پیشنهادی در قالب ماتریس همبستگی، آنتروپی و اتصال، تعداد اشیاء (قسمت‌های موردنظر) و تعداد تکرار ارزیابی می‌شوند.

Image	Mean	Std.	Variance	Entropy	Objects
Image1	100	10.89	118.2	0.531	6
Image2	131.30	11.87	141	0.0076	38
Image3	126.95	11.56	133.6	0.165	48
Image 4	145.73	11.85	90.6	0.946	34
Image5	81.29	11.58	134.09	0.7323	34
Image 6	145.73	9.68	134.05	0.098	40
Image7	81.29	9.97	99.42	0.067	35
Image8	145.70	9.51	134.01	0.876	13
Image 9	70.12	8.43	127.5	0	4
Image10	145.3	12.56	157.92	0.534	6
Image11	154.9	12.65	160.6	0.761	2
Image12	94.72	10.98	102.63	0.6761	25
Image13	106.94	9.66	93.36	0.045	6
Image14	60.46	10.82	117.24	0.08	11

جدول ۱: نتیجه تصاویر MRI ویژگی‌های آماری مختلف

$$\text{Mean Square Error} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\text{Observed} - \text{Predicted})^2 \dots (11)$$

اعتبارسنجی، آموزش و آزمایش برای تجزیه و تحلیل عملکرد شبکه عصبی استفاده می‌شوند. منظور از یادگیری، اعمال انطباقی الگو تنظیم شده و منظور از آموزش، تابع الگو طبقه‌بندی برای پرسپترون چندلایه در شبکه است. برای الگوهای یادگیری داده در تنظیم آموزش شبکه عصبی، توانایی کلی تنظیم آموزش شبکه آموزش داده شده و تنظیم معتبرسازی برای بررسی کردن عملکرد را ارزیابی کنید.



شکل ۴) FFBN چندلایه

برای یادگیری تابع به منظور حل یک مسئله خاص، یک تابع F برای یک کلاس تعیین کنید. یادگیری به یافتن یک تابع F عضو f اشاره دارد که به رفع مسئله به صورت بهینه و مطلوب کمک می‌کند. تابع مقدار به شکل زیر است.

$$P : f \rightarrow R \dots \dots \dots (12)$$

این یک راه حل مطلوب است.

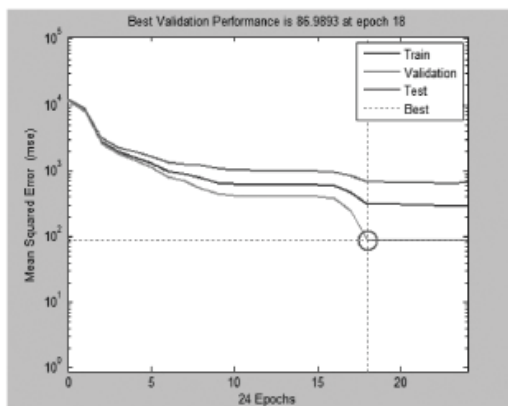
$$F^*, P(F^*) \leq P(F) \forall F \in f \dots \dots (13)$$

برای هر بار تکرار کند، حالت یادگیری الگوریتم نمایش داده شد. اگر حالت آموزش توسط Nan نشان داده شود، به این معناست که حالت آموزش هرگز نمایش داده نخواهد شد. زمانی که تعداد تکرار مدت زیادی می‌گیرد، تابع عملکرد به پایین تر از حد موردنظر می‌رسد. برخی پارامترهای نامطلوب آموزشی که به شبکه عصبی مربوط می‌شوند، دوره، تکرار، هدف، زمان، حداکثر کاهش و حداکثر مردود شدن هستند.

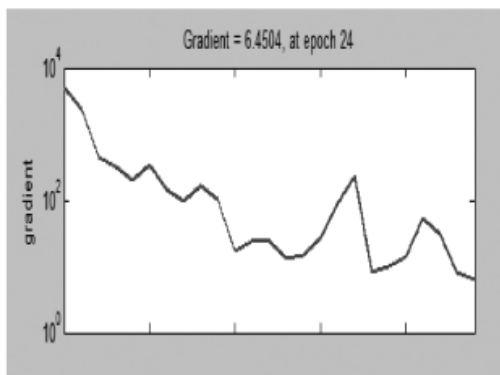
Image	Validity	Best Performance	Regression
Image1	6	46.35	0.33043
Image2	6	7369.39	0.34239
Image3	6	715.76	0.20913
Image4	6	6027.98	0.64031
Image5	6	2381.17	0.89899
Image6	6	4099.66	0.6255
Image7	6	2192.24	0.1489
Image8	6	1915.86	0.9556
Image9	6	2788.142	0.18322
Image10	6	934.4	0.00962
Image11	6	1876.15	0.23656
Image12	6	1673.92	0.062291
Image13	6	86.73	0.1847
Image14	6	1207.1	0.072463

جدول ۴: نتیجه طبقه‌بندی کننده در موارد مختلف

منحنی‌های آزمایش (آزمون) و اعتبارسنجی بسیار مشابه‌اند. عملکرد بهتری نمایان می‌شود اگر منحنی آزمایش افزایش قابل توجهی را در مقایسه با منحنی اعتبارسنجی نشان دهد.



شکل ۶) عملکرد آموزشی شبکه عصبی



شکل ۷) عملکرد گرادیان آموزشی

Image	Connectivity	Area(m ²)	Observation	Prediction
Image1	8	19.383	2D	Cancer
Image2	8	11.42	2D	Cancer
Image3	8	6.056	2D	Cancer
Image 4	8	16.887	2D	Cancer
Image5	8	13.61	2D	Cancer
Image 6	8	1.451	2D	Cancer
Image7	8	13.47	2D	Cancer
Image8	8	20.34	2D	Cancer
Image 9	8	5.772	2D	Cancer
Image10	8	12.23	2D	Cancer
Image11	8	11.318	2D	Cancer
Image12	8	13.223	2D	Cancer
Image13	8	12.32	2D	Cancer
Image14	8	0.147	2D	Cancer

جدول ۲: نتیجه تصاویر MRI ویژگی‌های آماری مختلف

خصوصیات استخراج ویژگی یعنی میانگین، انحراف استاندارد، واریانس، آنتروپی، اتصال و تعداد اشیاء به دست آمده‌اند. مقدار گرایش مرکزی در صورتی تنظیم است که اگر میانگین، معیار و مقدار واریانس کمتر یا بیشتر باشد که بدین وسیله نوع تومور را نشان می‌دهد. اگر مقدار کمتر از انحراف مرکزی است، نشان‌دهنده این است که تومور اولیه و در مواردی تومور ثانویه است. اتصال، نوع تصویر را به عنوان 2D یا 3D نشان می‌دهد. تعداد اشیاء میزان گسترش تومور در قسمت‌های بدن را نشان می‌دهد. تعداد اشیاء بیشتر به معنای حضور بیشتر تعداد تومور در آن قسمت است. بعد از استخراج ویژگی، محدوده ناحیه توموردار از طریق اندازه آنالیز شده تومور محاسبه می‌شود.

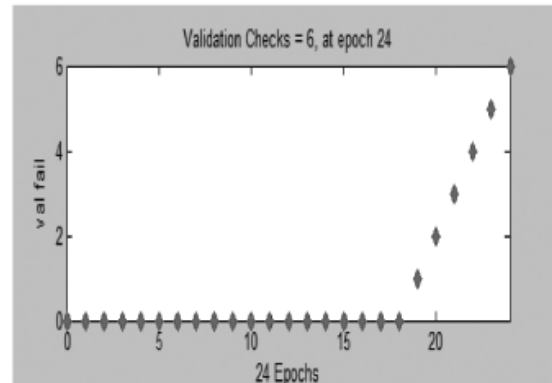
Image	Iteration	Time	Performance	Gradient
Image1	19	1s	3.72E+03	190
Image2	18	0s	1.05E+03	400
Image3	30	1s	5.80E+03	387
Image4	31	1s	1.86E+03	345
Image5	18	0s	2.42E+03	244
Image6	30	1s	6.84E+03	49.2
Image7	28	1s	1.47E+03	116
Image8	12	4s	7.37	6.5
Image9	26	0s	1.21E+03	8
Image10	6	0s	181	22.7
Image11	87	2s	1.11E+03	7.32
Image12	59	1s	1.55E+02	13.2
Image13	23	4s	1.44E+02	62.5
Image14	65	1s	1.48E+02	40.3

جدول ۳: نتیجه طبقه‌بندی کننده در موارد مختلف

Classification Results	Accuracy
Sahar , G. (2012)	90.11 %
Amasaven, V. (2013)	89.9 %
Hussein ,W. (2013)	96.33 %
Machhale, K. (2015)	98 %
Surugavalli, S. (2016)	96.6 %
Proposed Method (2016)	99.2 %

جدول ۶) مقایسه نتایج مختلف روش‌ها را نشان می‌دهد

شیب گرادیان با شیب منفی ضرب می‌شود که نشان‌دهنده تغییراتی است که در انحرافات و وزن‌ها اتفاق می‌افتد. اگر میزان یادگیری کم باشد الگوریتم پایدار می‌شود.



شکل ۸) عملکرد اعتبارسنجی آموزش

بحث و نتیجه‌گیری

این مقاله ترکیب استخراج ویژگی و آنالیز طبقه‌بندی را نشان می‌دهد. بعد از تجزیه و تحلیل نتایج، این نتیجه به دست آمد که این روش بهتر از دیگر روش‌های موجود از نظر مدت زمان محاسبات است. این الگوریتم تقطیع خودکار، شکل و اندازه تومور را با صحت بیشتر مشخص می‌کند و خصوصیات دیگر مانند اتصال و تعداد اشیاء را نیز ارائه می‌دهد. در مواردی که احتمال وجود تومور در بالاترین حد قرار دارد، اطلاعات تصاویر توسط آنالیز مؤلفه اصلی با استفاده از میانگین، آنتروپی و ماتریس همبستگی می‌تواند به دست آید. نتیجه طبقه‌بندی‌کننده تعداد تکرارها و بنابراین زمان محاسبات را کاهش می‌دهد. عملکرد معتبرسازی به حداکثر رسید. تشخیص ۹۷/۲٪، حساسیت ۹۸/۵٪ و صحت ۹۹/۲٪ است. نتایج مقایسه متدولوژی پیشنهادی با نتایج نویسندگان دیگر نشان می‌دهد که این روش نتایج صحیح بیشتر با صحت ۹۹/۲٪ را ارائه می‌دهد. این نشان می‌دهد که انتخاب طبقه‌بندی‌کننده می‌تواند برای یافتن نتایج بهتر، بیشتر بررسی شود و این روش روی تصاویر 3D انجام خواهد شد.

عملکرد اعتبارسنجی ارتباط بین خروجی و هدف را نشان می‌دهد. اعتبارسنجی حداکثری، آموزش بی‌نقص هدف را نشان می‌دهد. حساسیت، نسبت مقدار مثبت واقعی (True Positive) است که به درستی توسط آزمون تجربی اندازه‌گیری شده است. منحصر به فردی، تشخیص مقدار منفی واقعی (True Negative) است که به درستی توسط آزمون تجربی اندازه‌گیری شده است. صحت نشان می‌دهد که آزمون تشخیصی چقدر به مقدار واقعی نزدیک است. این روش پیشنهادی نشان می‌دهد که حساسیت ۹۸/۵٪، منحصر به فردی ۹۷/۲٪ و صحت ۹۹/۲٪ است که در جدول ۳ نشان داده شده و بهتر از روش‌های موجود است. جدول ۴، مقایسه با بررسی تحقیقات ذکر شده در این مقاله را نشان می‌دهد. این روش صحت بالایی را به دست می‌دهد.

$$\text{SENSITIVITY} = \frac{(\text{TRUE POSITIVE})}{(\text{TRUE POSITIVE} + \text{FALSE POSITIVE})} \dots\dots\dots(14)$$

$$\text{SPECIFICITY} = \frac{(\text{TRUE NEGATIVE})}{(\text{TRUE FALSE} + \text{FALSE POSITIVE})} \dots\dots\dots(15)$$

$$\text{ACCURACY} = \frac{(\text{TRUE NEGATIVE} + \text{TRUE POSITIVE})}{(\text{TRUE NEGATIVE} + \text{TRUE POSITIVE} + \text{FALSE NEGATIVE} + \text{TRUE POSITIVE})} \dots\dots\dots(16)$$

Evaluation	Proposed Result
SENSITIVITY	98.5 %
SPECIFICITY	97.2 %
ACCURACY	99.2 %

جدول ۵) نتایج آزمایشی

منابع

<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1706.06411.pdf>