

بهره‌گیری از مدل DCAD در پزشکی هسته‌ای جهت تشخیص خودکار نارسایی عروق کرونری قلب

وحید خلیل‌زاد شرقی^{۱*}، علیرضا طالب پور^۲، علیرضا کمالی اصل^۲، سید محمودرضا آقامیری^۳

۱- کارشناس ارشد مهندسی هسته‌ای-پرتوپزشکی، دانشکده مهندسی هسته‌ای، دانشگاه شهید بهشتی تهران، تهران، ایران

۲- استادیار گروه پرتوپزشکی، دانشکده مهندسی هسته‌ای، دانشگاه شهید بهشتی تهران، تهران، ایران

۳- دانشیار گروه پرتوپزشکی، دانشکده مهندسی هسته‌ای، دانشگاه شهید بهشتی تهران، تهران، ایران

تاریخ پذیرش مقاله: ۸۸/۵/۵

تاریخ دریافت: ۸۷/۹/۲

چکیده

مقدمه: در بیماران قلبی عروقی، از اسکن پرفیوژن میوکارد که یک روش غیر تهاجمی است، استفاده می‌شود. این مطالعه جهت انجام محاسبات و دستیابی نهایی به یک نرم افزار کاربردی در زمینه تشخیص خودکار نارسایی عروق کرونری قلب از روی تصویر اسپکت بوده است. **مواد و روشها:** برای هر مقطع، بطن چپ توسط روش خوشه‌بندی فازی از زمینه تصویر جداسازی می‌شود. با استخراج اسکلت مورفولوژیکی میوکارد بطن چپ از مقاطعهای عرضی و درونیابی آن، منطق فازی برای تصمیم گرفتن در مورد اینکه آیا یک پیکسل به ماهیچه میوکارد و یا هر اختلال پرفیوژن تعلق دارد یا نه، به کار می‌رود. هر اختلال پرفیوژن با مدل ارائه شده پر می‌شود. تصاویر حاصل به ۱۸ بخش هم حجم تقسیم می‌گردند و با استخراج ویژگیهایی با بانک نرمال مقایسه می‌شوند.

نتایج: شرایط بحرانی غیر نرمال برای حالت‌های استراحت و استرس و تشخیص بیماریهای رگهای کرونری در جمعیتی معادل با ۳۱۷ تصویر بررسی شد. انحراف معیار و میانگین مربوط به جواب های نرمال در ۱۰۰ مرد و ۸۰ زن با کمتر از ۵ درصد احتمال بیماری رگهای کرونری محاسبه شده است. اندازه گیری واختصاص قطاع‌های متفاوت میوکارد به رگهای کرونری خاص، توسط اطلاعات جمع آوری شده در ۷۵ بیمار مرد و ۶۲ بیمار زن به ترتیب انجام شده است. صحت تشخیص انسداد رگ کرونری قلب در ۴۰ بیمار که تحت آنژیوگرافی کرونری بوده‌اند، فهمیده شد.

بحث و نتیجه گیری: الگوریتم پیشنهادی نهایتاً در تهیه نرم‌افزار تشخیصی DCAD، تجسم پیدا کرد. این نرم افزار توانایی خوبی در تشخیص انسداد عروق کرونری قلب از خود نشان داده است و می‌تواند راه گشای متخصصین پزشکی هسته‌ای در تشخیص این عوارض باشد. نرم افزار در جامعه بیماران که شامل ۷۵ بیمار مرد و ۶۲ بیمار زن بود، بررسی شده و صحت ۹۱٪ برای مردان و ۸۵٪ برای زنان بدست آمده است. (مجله فیزیک پزشکی ایران، دوره ۶، شماره ۲، پیاپی (۲۳)، تابستان ۸۸: ۴۰-۲۷)

واژگان کلیدی: اسپکت، اسکلت تصویر، پردازش تصویر، روش فازی، عروق کرونری قلب، الگوریتم خوشه بندی C میانگین

* نویسنده مسؤول: وحید خلیل‌زاد شرقی

آدرس: گروه پرتوپزشکی، دانشکده مهندسی هسته‌ای، دانشگاه شهید بهشتی

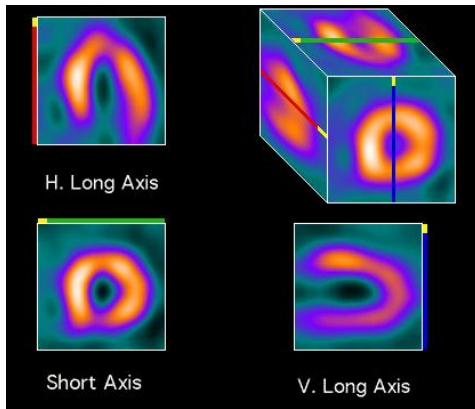
تهران
v_khalilzadeh@std.sbu.ac.ir

تلفن: ۳۳۲۹۳۳۴۶ - (۲۱) ۹۸+

۱- مقدمه

سیستم تخصصی پرفکس^۴ است. این سیستم گستردگی و شدت بیماری رگهای کرونری را از روی توزیع پرفیوژن استنباط می‌کند (۵).

در تصویر برداری قلبی عروقی اسپکت، از مواد رادیواکتیو برای مشخص کردن جریان خون در قلب و رگهای خونی استفاده می‌شود. مثال خوب برای این روش، اسکن پرفیوژن میوکارد با ^{99m}Tc-MIBI است. در این آزمایش، رادیوداروی ^{99m}Tc MIBI به بیمار تزریق می‌شود، بیمار یک سری نرمش انجام داده و بوسیله دستگاه اسپکت تحت پروتکل یک روزه و یا دو روزه تحت تصویربرداری قرار می‌گیرد (۲،۱).



شکل ۱- نماهای بطن چپ

اسپکت قلب مجموعه‌ای از تصاویر سه بعدی جهت مشاهده توزیع شمارش اکتیویته در ماهیچه میوکارد و اجزاء اطراف آن فراهم می‌کند. این تصاویر شدت شمارش اکتیویته در ماهیچه قلب که متناسب با پرفیوژن آن می‌باشد را ارائه می‌دهند، به خصوص در بطن چپ که بصورت نرمال ضخیم تر از دیگر قسمتهای قلب است. بعد از اینکه رادیودارو به بیمار تزریق می‌شود، دو مطالعه، یکی هنگام استراحت (تصویر رست^۱) و دیگری بعد از تزریق حین بیشترین فشار روی قلب (تصویر استرس^۲) انجام می‌گردد. معمولاً بطن چپ بصورت مجموعه‌ای از برشهای دو بعدی نشان داده می‌شود. وقتی که برشها عمود بر محور طولی بطن چپ باشند، نمای در نظر گرفته شده Short axis نامیده می‌شود و وقتی این نماها موازی با محور طولی بطن چپ باشند، Vertical long axis و Horizontal long axis (شکل ۱) نامیده می‌شوند. تکنیکهایی برای کمک به طبقه‌بندی تصاویر گسترش پیدا کرده‌اند که بیشتر آنها مربوط به تجسم تصاویر می‌شوند. با این حال نشان داده شده است که تفسیر تصاویر توسط تکنیکهای فقط دیداری، همراه با اشتباه و خطا می‌باشد. در نتیجه کمک گرفتن از تصاویر کامپیوتری و ارزیابی کمی^۳ آنها همواره جزو برنامه‌های تحقیقاتی متخصصین پزشکی هسته‌ای بوده است. چنین ارزیابی کمی، بصورت قابل دفاع وجود اختلاف در تفسیر تصاویر توسط پزشکان را کاهش می‌دهد (۴،۳). نمونه‌ای از سیستم تفسیر خودکار تصاویر اسپکت،

مطالعات انجام شده نهایتاً منجر به شکل گیری نرم افزار DCAD(b)^۵ جهت تشخیص خودکار ضایعه های پرفیوژن میوکارد قلب شده است.

۲- مواد و روشها

۲-۱- جامعه بیماران و تصاویر

بانک اطلاعاتی موجود از تصاویر دستگاه اسپکت ADAC با رادیو داروی ^{99m}Tc MIBI از یکی از بیمارستانهای تهران از جامعه وسیعی از بیماران به دست آمد. ولی به علت اینکه بخشی از این تصاویر دارای آرتی فکت^۶ بودند و قابلیت استفاده در بانک اطلاعاتی ما را نداشتند، حذف شدند. بخشی دیگر نیز به خاطر عدم وجود تشخیص واحد روی نوع ضایعه، مبهم تشخیص داده شدند. جامعه ما شامل ۷۲ بیمار مرد و ۶۵ بیمار زن و همچنین موارد نرمال (۱۰۰ مرد و ۸۰ زن) می‌باشد که طبق پروتکل دو روزه تحت تصویربرداری قرار گرفته‌اند. مقدار رادیوداروی تزریقی در فازهای استراحت و استرس ۲۰ الی ۲۵ میلی کوری بوده است.

⁴ Perfex

⁵ Diagnosis of Cardiac Artery Disease

⁶ Artifact

¹ Rest Image

² Stress Image

³ Quantitation

بهره گیری از مدل DCAD در پزشکی هسته ای

الگوریتم FCM شامل تکرارهای متناوب بین دو معادله بالا می باشد. این الگوریتم به یک مینیموم محلی یا نقطه عطفی از J_m همگرا می شود (V).

بودر² به کمک همکاران خود تصاویر هسته ای قلب را توسط FCM جداسازی کرد که در روش آنها بردار ویژگی سه بعدی در نظر گرفته شده است (p=3). اخیراً نسخه سریعی از FCM پیشنهاد شده (9) که این نسخه بر مبنای ویژگیهای تک بعدی مانند سطوح خاکستری می باشد. در این روش فرض می شود که H_s هیستوگرام مربوط به بردار I و بر مبنای سطوح خاکستری بوده و برای هر پیکسل ویژگی استخراج می گردد که در یک مجموعه گسسته قرار می گیرد.

در فرمول بندی جدید، روش FCM تابع زیر را مینیموم می کند که بسیار شبیه تابع مربوط به بزک³ (V) است.

$$J_m(U, V; X) = \sum_{g=0}^{N-1} \sum_{i=1}^C (\mu_{ig})^m \cdot H_s(g) \cdot \|g - V_i\|_A^2 \quad (5)$$

FCM تنها روی هیستوگرام عمل می کند، بنابراین از نسخه قبلی سریعتر می باشد. برای یک پیکسل مانند g با سطوح خاکستری مربوطه، الگوریتم در مرحله های زیر انجام می شود:

<FCM0> مقادیر ماکزیمم و مینیموم H_s حساب می شود: G_{max} و G_{min}

<FCM1> تعداد خوشه ها C که $2 \leq C \leq G_{max}$ و حد آستانه ε تعیین می گردد.

<FCM2> تعداد رخدادها⁴ که با $H_s(g)$ نشان داده می شود، شود، برای سطح g محاسبه می گردد.

$g = G_{min}, \dots, G_{max}$

<FCM3> درجه عضویت μ_{ig} با استفاده از $(G_{max} - G_{min} + 1)$ سطوح خاکستری بنحوی مقدار دهی اولیه می شود که:

$$\sum_{i=1}^C \mu_{ig} = 1, g = G_{min}, \dots, G_{max} \quad (6)$$

۲-۲- جداسازی تصویر با روش خوشه بندی خوشه بندی c میانگین (FCM) ۱-۲-۲ تئوری

فرض کنید که $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ یک مجموعه محدود و $C \geq 2$ یک عدد صحیح و n تعداد نقاط مجموعه است و x_k یک بردار ویژگی¹ p بعدی می باشد. $R^{C \times n}$ اشاره به همه ماتریسهای حقیقی با بعد $C \times n$ دارد. یک جزء فازی C از مجموعه X با ماتریس $U = [\mu_{ik}] \in R^{C \times n}$ نشان داده می شود که روابط زیر همواره باید برقرار باشد.

$$\begin{aligned} \mu_{ik} &\in [0, 1] & 1 \leq k \leq n \\ 1 &\leq i \leq C; & \\ \sum_{i=1}^C \mu_{ik} &= 1; & 1 \leq k \leq n \end{aligned} \quad (1)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n \mu_{ik} < n; \quad 1 \leq i \leq C \quad (2)$$

U می تواند برای توصیف ساختار خوشه مربوطه مورد استفاده باشد همچنین μ_{ik} به عنوان درجه عضویت x_k به خوشه i ام، در نظر گرفته می شود. مقادیر U مناسب برای X در صورتی تعریف می شوند که تابع FCM مینیموم شده باشد (V).

$$\| \cdot \| - \| \cdot \| = \sum (\cdot) \quad (3)$$

در اینجا $m \in [1, \infty)$ یک توان وزنی است که فازی ساز نامیده می شود. $V = (V_1, V_2, \dots, V_c)$ عبارت است از برداری که شامل مراکز خوشه ها می باشد.

$\|x\|_A = \sqrt{x^T A_x}$ ضرب داخلی است که در اینجا A یک ماتریس مثبت معین می باشد. تقریب بهینه J_m توسط الگوریتم FCM بر مبنای تکرار و با توجه به شرایط الزامی مربوط به حدود محلی صورت می گیرد.

فرض کنید که $m \geq 1$ و $1 \leq k \leq n$ ، $1 \leq i \leq C$ ، $\|x_k - v_i\|_A^2 > 0$ باشد، آنگاه (U, V) در صورتی می تواند J_m را مینیموم کند که داشته باشیم (V):

$$\mu = \frac{\| \cdot \|}{\| \cdot \|} \quad (4)$$

² Boudraa

³ Bezek

⁴ Occurrences

¹ Feature

<FCM4> مرکز جرم V_i به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$V_i = \frac{\sum_{g=G_{\min}}^{G_{\max}} (\mu_{ig})^m H_s(g) g}{\sum_{g=G_{\min}}^{G_{\max}} (\mu_{ig})^m H_s(g)} \quad i=1,2,\dots,C \quad (7)$$

<FCM5> درجه های عضویت به روز رسانی می‌گردند:

$$\bar{\mu}_{ig} = \left[\sum_{j=1}^C \left(\frac{\|g - V_i\|_A}{\|g - V_j\|_A} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (8)$$

<FCM6> محاسبه اندازه خطا

$$E = \sum_{i=1}^C \sum_{g=G_{\min}}^{G_{\max}} |\bar{\mu}_{ig} - \mu_{ig}| \quad (9)$$

if ($E > \varepsilon$)

{

$$\mu_{ig} \leftarrow \bar{\mu}_{ig}$$

goto <FCM4>

}

<FCM7> پروسه غیر فازسازی^۱

۲-۲-۲- بکارگیری خوشه بندی فازی در جدا کردن بطن

چپ از تصویر زمینه

تصاویر به قطعه های هم اندازه ای که هر کدام شامل یک برش می‌باشند، تقسیم می‌شوند. با به کارگیری روش خوشه بندی فازی روی هر یک از این برشها، بطن چپ از زمینه جدا می‌گردد. این روش بعلا نویزی بودن تصاویر اسپکت قدرت خوبی از خود نشان می‌دهد. تصاویر، بعد از این پروسه به دو خوشه جسم و زمینه مجزا می‌شوند. نتیجه کار در شکل ۲ برای یک برش Vertical Long Axis آورده شده است (۱۰،۶).

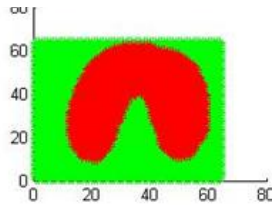
یک برش از نمای VLA



تصویر زمینه بعد از جداسازی



خوشه حاصل از روش FCM

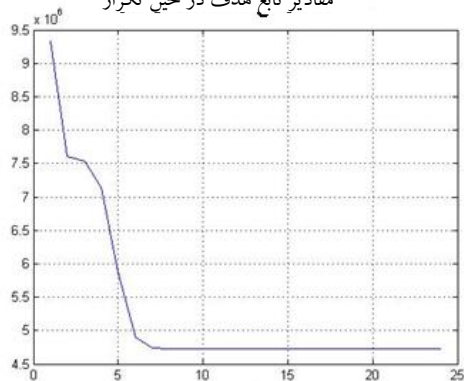


تصویر بطن چپ بعد از جداسازی



(الف)

مقادیر تابع هدف در حین تکرار



تعداد تکرار

(ب)

شکل ۲- الف) پروسه جداسازی با روش FCM (ب) نمودار همگرایی تابع هدف FCM

۲-۳- پیدا کردن اسکلت مورفولوژیکی^۲ و مرکز بطن چپ

در این مرحله با استفاده از روش توپ‌های بیشینه^۳ اسکلت تصویر را بدست می‌آوریم.

مجموعه χ با خانواده همگن^۴ $\{\varepsilon_i\}$ در نظر بگیرد. توپ $\delta_i(x)$ با شعاع n و مرکز x از مجموعه بیان شده، در صورتی بزرگترین خواهد بود که هیچ شعاع k و مرکز x'

² Morphological Skeleton
³ Maximal balls
⁴ Homogenous family

¹ Defuzzification

بهره گیری از مدل DCAD در پزشکی هسته ای

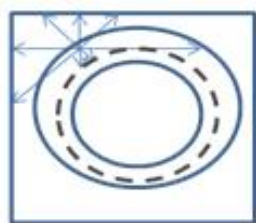
پروسه بعدی پیدا کردن مرکز تصویر با انطباق یک دایره روی این اسکلت است. مرکز دایره بعنوان مرکز تصویر 64×64 پیکسل، در نظر گرفته می شود. این روش در تصاویر دارای ضایعه، نسبت به روش استفاده از مرکز جرم نتیجه بهتری دارد (۱۱-۱۸).

۲-۴- پروسه تهیه تصویر فازی

در تصاویر دارای ضایعه، زمانیکه روشهای متفاوت جهت جداسازی بطن چپ از زمینه به کار گرفته می شوند، نواحی دارای افت پرفیوژن در تصویر حذف می گردند و ما در نتیجه شکل بطن را از دست می دهیم. برای حل این مشکل در اینجا از روش فازی استفاده شده است. در ابتدا برای تصاویر دارای ضایعه که اسکلت بصورت گسسته ظاهر می شود، مناطق گسسته با استفاده از روشهای درون یابی^۱ پیوسته می گردند. با بهره گیری از این اسکلت و روش فازی ما برای هر پیکسل درجه ای از تعلق به بطن چپ بعنوان تابع عضویت^۲ در بازه [0 1] تعریف می کنیم.

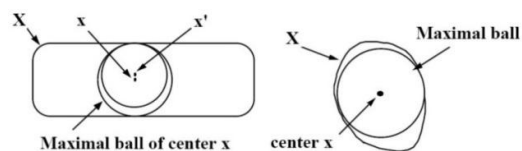
۲-۵- استخراج تابع عضویت برای هر پیکسل

تابع عضویت برای دو دسته از پیکسلها مشخص است: الف) آنهایی که مربوط به اسکلت میوکارد هستند و درجه عضویت آنها به ماهیچه میوکارد همیشه ۱ است. ب) آنهایی که به لبه ماتریس تصویر تعلق دارند، به خاطر اینکه درجه عضویت آنها به میوکارد صفر است. درجه عضویت برای هر پیکسل توسط رابطه (۱۰) از تابش یک سری پرتو در ۸ جهت، تا زمانیکه این پرتوها با اسکلت یا لبه روبرو شوند، بدست می آید (شکل ۶).



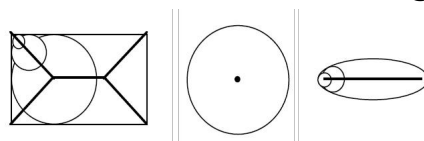
شکل ۶- نحوه ترسیم ۸ پرتو از هر پیکسل

موجود نباشد بنحوی که $\delta_n(\chi) \subseteq \delta_k(y) \subseteq \chi, k \geq n$ (شکل ۳).



شکل ۳- توپهای بیشینه در مجموعه χ

اسکلت مربوط به مجموعه χ با خانواده توپهای $\{\delta_n\}$ عبارتست از مجموعه مراکز χ مربوط به توپهای بیشینه که اگر توپها متقارن باشند، اسکلت تقریباً محور میانی مجموعه را تشکیل می دهد (تعریف H. Blum) (۱۷). در شکل ۴ اسکلت های مربوط به چند شکل با روش توپ های بیشینه بدست آمده اند و در شکل ۵ اسکلت مربوط به یک برش اسپکت، که با روش توپ های بیشینه استخراج شده نشان داده شده است.



شکل ۴- اسکلت مربوط به اشکال بیضی، دایره و مستطیل



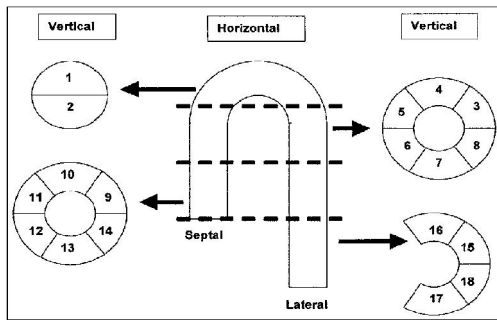
شکل ۵- اسکلت مربوط به یک برش Short Axis

¹ Interpolation

² Membership Function

۲-۶- قطاع بندی و محاسبه ویژگیها^۲

برشهای Short Axis بطن چپ را بر اساس مناطقی که میزان اکتیویته ناشی از خونرسانی به قلب در تشخیص نوع بیماری موثر هستند، به شش ناحیه هم حجم تقسیم می‌کنیم. در اصل تشخیص بیماری توسط پزشکان متخصص نیز بر اساس مقایسه میزان اکتیویته این نواحی با موارد نرمال که به صورت الگو در ذهن آنها بر اساس تجربه نقش بسته است، صورت می‌گیرد. سپس یک برش از ناحیه رأسی قلب^۳، دو برش از ناحیه میانی^۴ و یک برش از قسمت تحتانی^۵ قلب انتخاب کرده و هر کدام را مطابق شکل ۸ به شش ناحیه هم حجم تقسیم می‌کنیم.



شکل ۸- قطاع های هم حجم

میانگین اکتیویته در هر سکتور محاسبه شده و نسبت آن بر حسب میانگین سکتور با اکتیویته ماکزیمم، محاسبه می‌گردد. واریانس نیز در هر قطاع بدست می‌آید. ویژگیها برای نمونه‌های مختلف با گرفتگی عروق، «نزول کننده قدامی چپ^۶»، «رگ کرونری راست^۷» و «رگ چرخشی چپ^۸» که صحت آن با آنژیوگرافی اثبات شده، برای هر قطاع استخراج و با مقادیر نرمال مقایسه می‌شوند. در نتیجه قطاع ها بر حسب حساسیت به عروق بصورت شکل ۹ طبقه بندی می‌شوند. دو قطاع حساسیت مشخصی به رگ خاصی نشان نمی‌دهند و با NA^۹ مشخص شده اند (۲۳).

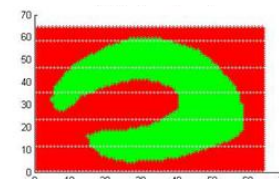
² Features
³ Apex
⁴ Mid
⁵ Base
⁶ LAD
⁷ RCA
⁸ LCX
⁹ Not Attributed

$$h = \gamma \cdot \frac{\alpha}{\delta}$$

(۱۰)

در این رابطه p نقطه آغاز، i نقطه انتهایی پرتو و J مرز بیرونی میوکارد در امتداد پرتو می‌باشد. تابع $EuD(\dots)$ فاصله اقلیدسی بین دو نقطه ابتدا و انتها را ارائه می‌دهد. α ، β ، δ و ρ ضرایب نرمالیزاسیون هستند. γ در صورتیکه نقطه انتهایی یک پیکسل اسکلتی باشد مقدار یک، و برای بقیه نقاط صفر در نظر گرفته می‌شود. در نهایت این تصویر از وضعیت فازی به وضعیت سطوح خاکستری^۱ تبدیل شده و با آستانه‌ای معادل ۲۰٪ ماکزیمم سطوح خاکستری به تصویری باینری تبدیل می‌گردد. این تصویر نواحی دارای ضایعه را نیز شامل می‌شود. شکل ۷ روند کار را نشان می‌دهد (۱۹-۲۲).

یک برش از نمای Short Axis خوشه های حاصل از روش FCM



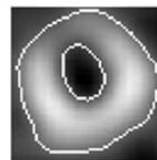
(ب)

اسکلت تصویر بازسازی شده



(د)

تصویر بازسازی شده



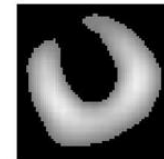
(و)

تصویر بطن چپ بعد از جداسازی



(الف)

تصویر بطن چپ بعد از جداسازی



(ج)

درونیایی اسکلت تصویر

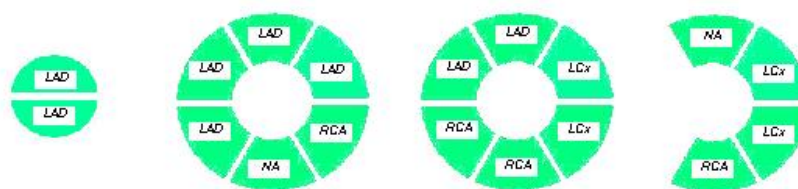


(ه)

شکل ۷- استخراج مرز بطن چپ (الف) نمای Short axis بطن چپ (ب) منحنی خوشه ها (ج) تصویر بعد از جداسازی بروش FCM (د) اسکلت تصویر (ه) اسکلت بعد از درونیایی (و) تصویر بازسازی شده که شامل نواحی دارای ضایعه نیز است.

¹ Gray-Level

بهره گیری از مدل DCAD در پزشکی هسته ای



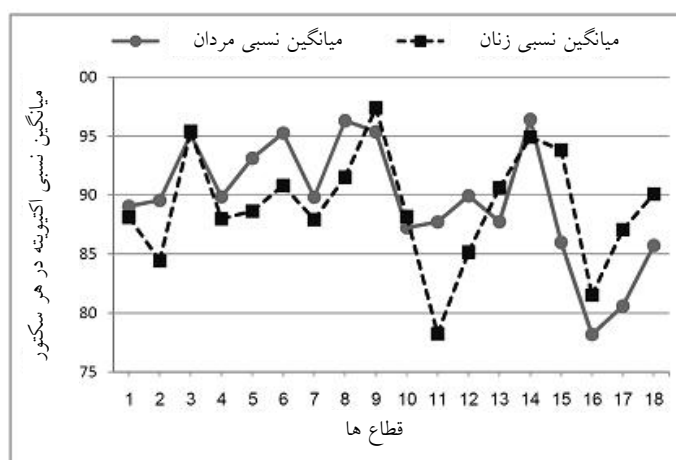
شکل ۹- طبقه بندی قطاع ها بر مبنای حساسیت به عروق

بدست آمده و میانگین نتایج حاصل برای وضعیت استراحت در نمودار شکل ۱۰ نشان داده شده است. در مقادیر میانگین اکتیویته نسبی، در بعضی از قطاع ها برای نمونه نرمال، بین زنان و مردان تفاوت واضحی دیده می شود (شکل ۱۰). لذا این تفاوت باعث شد که برای زنان و مردان بانک اطلاعاتی جداگانه ای در نظر بگیریم.

۳- نتایج

۳-۱- لزوم استفاده از بانک مجزا برای زنان و مردان

در پروسه تهیه بانک اطلاعاتی نرمال، مقادیر میانگین اکتیویته نسبی قطاع ها در وضعیتهای استراحت و استرس برای ۱۰۰ مورد نرمال برای آقایان و ۸۰ مورد خانمها بصورت مجزا



شکل ۱۰- مقایسه میانگین نسبی بر حسب قطاع ها در زنان و مردان

شود. کاربرد این امکان را دارد که آنالیز را با تغییر مقادیر نرمالیزاسیون برای تک تک برشها اصلاح نماید همچنین می تواند در صورتیکه مرکز هریک از برشها دلخواه نباشد، آنرا تنظیم نماید. بعد از دریافت تصویر در صفحه اصلی، قطاع بندی تصاویر برای حالت های استراحت و استرس بصورت جداگانه نمایش داده می شود. میانگین نسبی و واریانس هم بعد از اجرای پروسه اشاره شده در جداول پایینی مشخص می گردند (شکل ۱۱).

۳-۲- توصیفی از نرم افزار DCAD(b)

در نرم افزار DCAD(b) کاربر با انتخاب منوی File/Open تصاویر را وارد نرم افزار می کند. سپس با انتخاب Tools\Sectors Processing پروسه های ذکر شده برای تک تک برشها در زمان کلی حدود ۳۰ ثانیه (در یک سیستم با پروسسور 3Mhz- P4) انجام می گیرد آنگاه با انتخاب Tools\Sectors Evaluating مقادیر آنالیز قطاع ها که بیان کننده وضعیت رگ های عروق کرونری است، نشان داده می -



شکل ۱۱- نمایشی از کار نرم افزار DCAD(b)

آشکار شدن نحوه عملکرد نرم افزار DCAD نمودارهای مربوط به مقایسه میانگین اکتیویته هر قطاع با نمونه نرمال در وضعیت استرس و استراحت و همچنین مقایسه میانگین اکتیویته هر قطاع در دو وضعیت استراحت و استرس، برای بیماری که تصاویر اسپکت آنالیز شده آن در شکل ۱۱ نشان داده شده، در نمودارهای (۱۲-۱۴) آورده شده است.

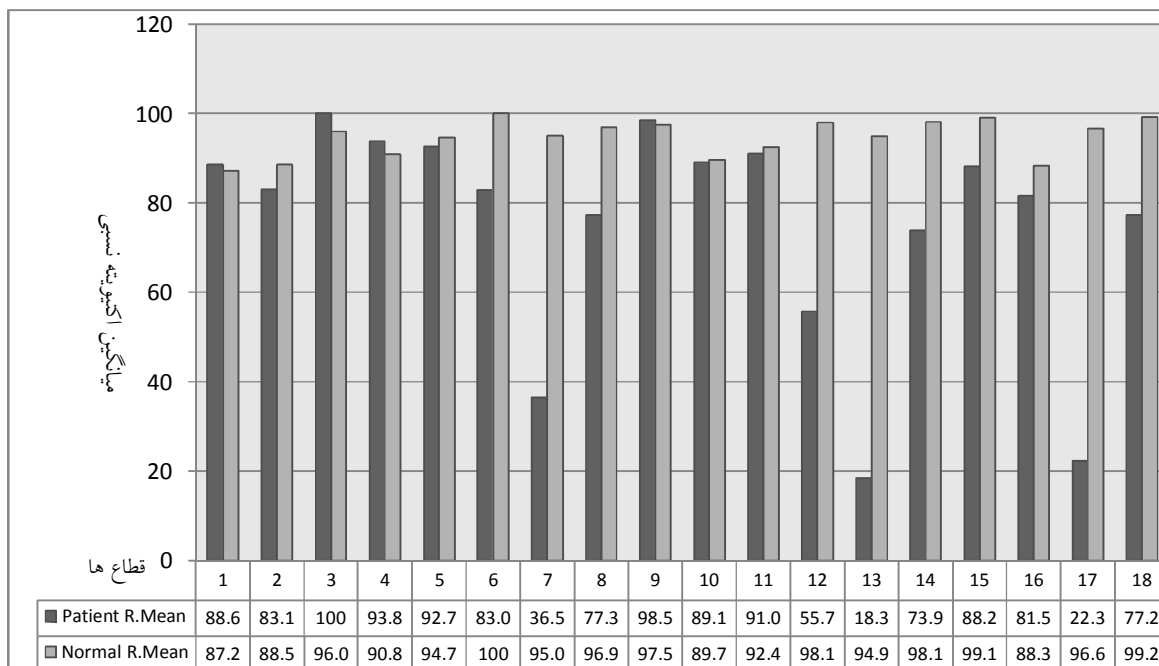
نرم افزار نتایج میانگین نسبی قطاع ها را در دو وضعیت استراحت و استرس نشان می دهد.

۴- بحث

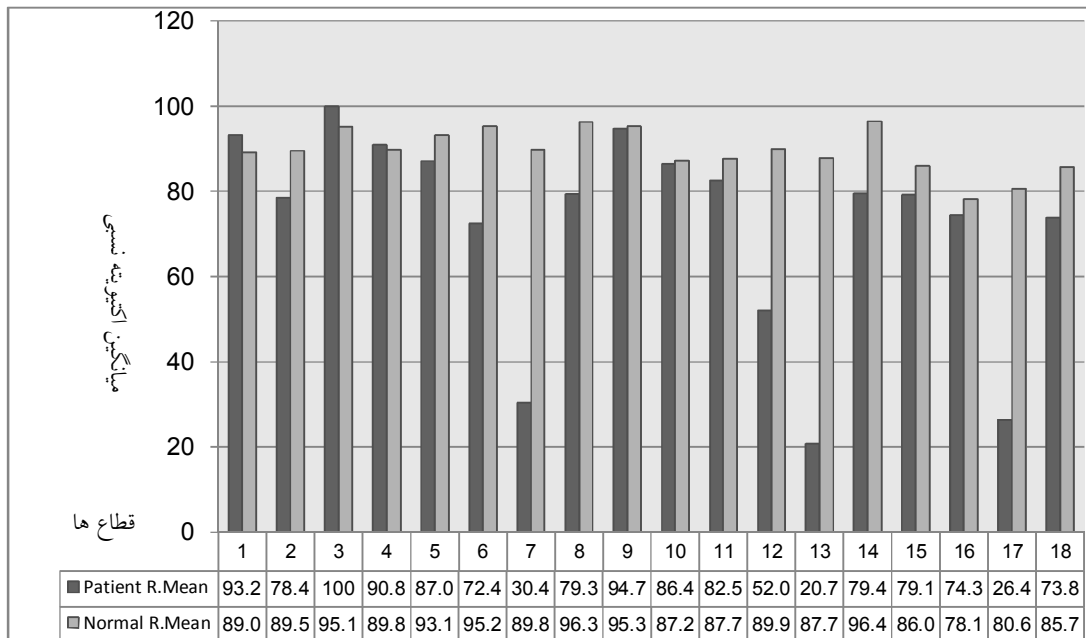
۴-۱- بحث پیرامون تشخیص ضایعه

نتایج بدست آمده از عملکرد این نرم افزار توانایی آنرا در تشخیص خودکار عوارض قلبی نشان داده است برای بهتر

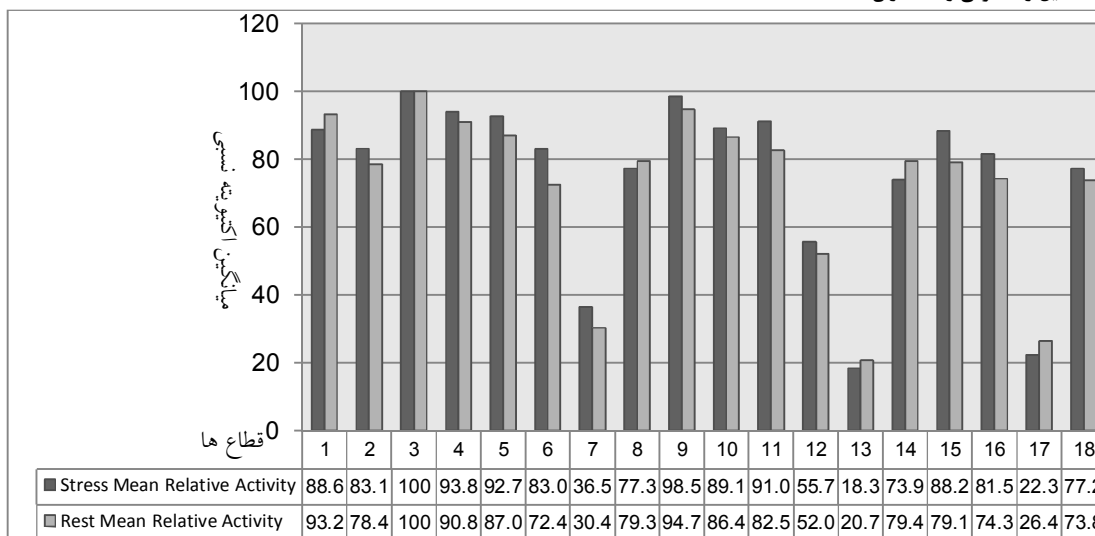
بهره گیری از مدل DCAD در پزشکی هسته ای



شکل ۱۲- مقایسه میانگین اکتیویته هر قطعه با نمونه نرمال- وضعیت استرس

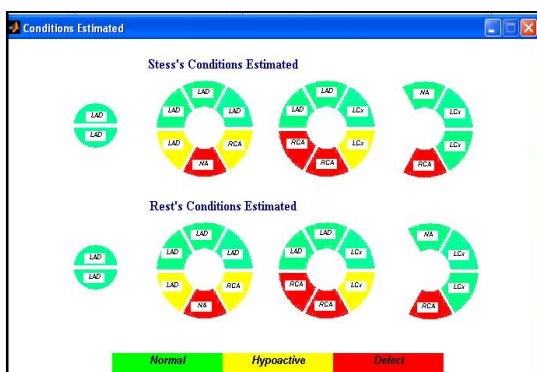


شکل ۱۳- مقایسه میانگین اکتیویته هر قطعه با نمونه نرمال- وضعیت استراحت



شکل ۱۴- مقایسه میانگین اکتیویته هر قطعه در دو وضعیت استراحت و استرس

می‌گردد. (ج) قطعی که مقادیر آن به اندازه $4 \times SD$ از مقادیر میانگین نسبی بانک اطلاعاتی نرمال تفاوت بکند، به عنوان قطعه معیوب در نظر گرفته می‌شود و با رنگ قرمز نشان داده می‌شود (۲۳).



شکل ۱۵- آنالیز قطعات

۲-۴- مباحث آماری

برای آزمایش درجه بازتولید نرم افزار DCAD(b)، آن را در اختیار دو اپراتور (پزشک متخصص) مجزا قرار می‌دهیم. این دو اپراتور بصورت مجزا ۱۲ نمونه بیمار یعنی حدود ۲۱۶ قطعه را توسط نرم افزار مورد تحلیل قرار می‌دهند. نتایج حاصل در شکل ۱۶ بصورت نتایج اپراتور دوم بر حسب نتایج اپراتور اول رسم شده است. ضریب همبستگی بین این دو مجموعه دیتا در حدود ۰/۹۶۱ بدست آمده است.

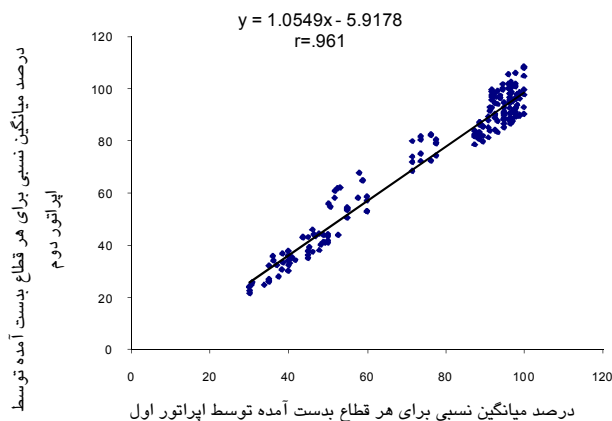
همانگونه که در پنجره Condition Estimated مشخص است، قطعه های ۷، ۱۲، ۱۳ و ۱۷ بعنوان ضایعه در نظر گرفته شده- اند. ضایعه های موجود در هر دو وضعیت استراحت و استرس دیده می‌شود بنابراین آنرا در رده «نارسایی ثابت پرفیوژن» می‌توان قرار داد و احتمال انفارکتوس در این نواحی وجود دارد. ناحیه های ۶، ۸ و ۱۴ نیز بعنوان هیپوآکتیو^۲ هیپوآکتیو^۲ مشخص شده‌اند. در طبقه بندی قطعات واضح است، رگ کرونری راست از گرفتگی بالایی برخوردار است بطوریکه در ناحیه تحتانی و سپتال قدامی پرفیوژنی مشاهده نمی‌گردد. این تشخیص با یافته های حاصل از آنژیوگرافی مطابقت دارد.

قطعات ها که بر اساس وجود عارضه در رگهای کرونری طبقه بندی شده‌اند، از لحاظ شدت عارضه با سه رنگ مختلف نشان داده می‌شوند: (شکل ۱۵)

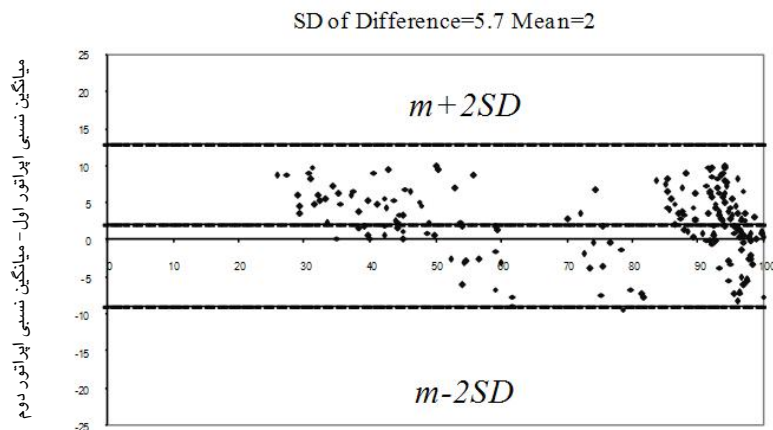
الف) قطعات های نرمال با رنگ سبز نشان داده می‌شوند. (ب) قطعی که مقادیر آن به اندازه $2 \times SD$ از مقادیر میانگین نسبی بانک اطلاعاتی نرمال تفاوت بکند، به عنوان قطعه نیمه فعال در نظر گرفته می‌شود و با رنگ زرد مشخص

¹ Fixed Perfusion

² Hypoactive



شکل ۱۶- آنالیز همبستگی



(میانگین نسبی اپراتور اول - میانگین نسبی اپراتور دوم) / ۲

شکل ۱۷- آنالیز توافق

۳-۴- بررسی عملکرد نرم افزار

عملکرد نرم افزار از لحاظ قدرت تشخیص گرفتگی عروق کرونری برای جامعه‌ای که شامل ۷۵ بیمار مرد و ۶۲ بیمار زن می‌باشد بررسی شده است. جدول ۱ آنالیز تصاویر موجود در آخرین نسخه بانک اطلاعاتی را برای عارضه های متفاوت پرفیوژن قلب نشان می‌دهد (NL- normal, IS- ischemia and infarct, INF- infarct, IS- ischemia, REV- reversible redistribution, EQ-equivocal, IN-

آنالیز توافق^۱ با منحنی آلتمن-بلاند^۲ در شکل ۱۷ آورده شده است (۲۴). میانگین تفاوت مقادیر دو اپراتور برابر با ۲ بدست آمده و SD=5.7 بنابراین اکتیویته میانگین یک قطاع در دو حالت تنها می‌تواند به اندازه زیر تغییر کند. Mean+2SD=13.4 و Mean-2SD=-9.4 که این مقادیر قابل ملاحظه نیست. بنابراین می‌توان قابلیت تکرار نرم افزار را تا حد قابل ملاحظه ای تایید کرد.

¹ Agreement analysis

² Altman-Bland

وحید خلیل زاد شرقی و همکاران

بسیار پایینی را شامل می‌گردند. خطاهای ظاهر شده با بررسی های صورت گرفته به علت کیفیت پایین، خصوصاً عدم وجود کنتراست لازم این تصاویر بوده اند. نتایج بدست آمده صحت عملکرد نرم افزار را برای مردان ۹۱٪ و برای زنان ۸۵٪ تأیید می‌کند.

قسمت بالایی جدول مربوط به تصاویری است که ضایعه واحدی در مورد آنها تشخیص داده شده و قسمت پایینی جدول تصاویری را که بیش از یک مورد ضایعه در مورد آنها تشخیص داده شده است را شامل می‌شود. با بررسی نتایج آنالیز تصاویر در بانک اطلاعاتی، خطاهایی در تشخیص معدودی از تصاویر دیده شده است که درصد

جدول ۱- آنالیز تشخیصی نرم افزار برای بانک تصاویر موجود

عارضه های متفاوت پرفیژن قلب	مردان				زنان				مجموع			
	تصاویر بدون آرتیفکت	تصاویر همراه با آرتیفکت	مجموع تصاویر	مجموع تشخیصهای درست	تصاویر بدون آرتیفکت	تصاویر همراه با آرتیفکت	مجموع تصاویر	مجموع تشخیصهای درست	تصاویر بدون آرتیفکت	تصاویر همراه با آرتیفکت	مجموع تصاویر	مجموع تشخیصهای درست
NL	۲۵	۱۰	۳۵	۳۵	۱۲	۱۶	۲۸	۲۶	۲۷	۲۶	۵۳	۶۱
IS	۱۳	۲	۱۵	۱۳	۱۰	۵	۱۵	۱۳	۲۳	۷	۳۰	۲۶
INF	۱۲	۲	۱۴	۱۳	۱۴	۳	۱۷	۱۳	۲۶	۵	۳۱	۲۶
IS-IN	۱۴	۳	۱۷	۱۴	۱۶	۴	۲۰	۱۷	۳۰	۷	۳۷	۳۱
EQ	۳	۰	۳	۲	۱	۰	۱	۲	۴	۰	۴	۴
REV	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۱
LVD	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۲	۲	۲	۰	۲	۲
مجموع برای تشخیص واحد	۶۸	۱۷	۸۵	۷۸	۵۵	۲۸	۸۳	۷۳	۱۲۳	۴۵	۱۶۸	۱۵۱
IS, IS-IN	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۱
IS, REV	۲	۱	۳	۳	۲	۱	۳	۲	۴	۲	۶	۵
IS, LVD	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۲	۲
IS-IN, LVD	۷	۰	۷	۵	۰	۰	۰	۰	۷	۰	۷	۵
INF, IS	۶	۱	۷	۶	۱	۰	۱	۱	۷	۱	۸	۷
INF, IS-IN	۲	۰	۲	۲	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۲	۲
INF, REV	۲	۱	۳	۳	۰	۰	۰	۰	۲	۱	۳	۳
INF, LVD	۸	۱	۹	۸	۲	۰	۲	۱	۱۰	۱	۱۱	۹
INF,LVD,REV	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۱
LVD,REV	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۱
مجموع برای تشخیص چندگانه	۳۱	۴	۳۵	۳۱	۵	۲	۷	۵	۳۶	۶	۴۲	۳۶
مجموع	۹۹	۲۱	۱۲۰	۱۰۹	۶۰	۳۰	۹۰	۷۸	۱۵۹	۵۱	۲۱۰	۱۸۷

۷۷٪ که توسط باقر عبادیان^۱ و همکارانش با روش OPTIMAL ANN بدست آمده است (۲۵)، مقادیر نزدیکی حاصل شده است.

حساسیت که بصورت نسبت موارد تشخیص درست بر موارد شامل بیماری اطلاق می‌گردد برابر ۷۴٪ برای مردان و ۷۰٪ برای زنان بدست آمده است. در مقایسه باحساسیت

¹ H.Bagher Ebadian, et al

بهره گیری از مدل DCAD در پزشکی هسته ای

افزار و قابلیت تشخیص نواحی دارای ضایعه و شدت آن، با نتایج روش تشخیصی آنژیوگرافی که روش استاندارد طلایی در بیماریهای عروقی به شمار می رود مقایسه گردیده است. در جامعه بیماران که شامل ۷۵ بیمار مرد و ۶۲ بیمار زن بود، صحت ۹۱٪ برای مردان و ۸۵٪ برای زنان بدست آمده است.

۶- تشکر و قدردانی

از آقایان دکتر سلطانیان زاده از دانشگاه تهران، دکتر سیف‌اللهی از بخش پزشکی هسته‌ای بیمارستان میلاد و مهندس محمدی از بیمارستان امام خمینی، که با منابع و راهنماییهای خود کمک شایانی در انجام این پروژه نموده‌اند، تشکر و قدردانی می‌نماییم.

۵- نتیجه گیری

در این پروژه سعی بر دستیابی به نرم‌افزاری، جهت تشخیص گرفتگی عروق کرونری قلب بوده است. الگوریتم پیشنهادی، که مجموعه ای از تکنیکهای پردازش تصویر، روش های فازی و راهکارهای مورفولوژیک را در کنار دانسته‌های تشخیصی و تجربی مربوط به متخصصین پزشکی هسته‌ای، در کنار هم ترکیب نموده، نهایتاً بصورت نرم افزار DCAD تجسم پیدا کرده است. قابلیت عملکرد خودکار این نرم افزار در کنار نظر تشخیصی متخصص پزشکی هسته‌ای در بالا بردن دقت تشخیص نقش مؤثری از خود ارائه خواهد کرد. سنجش صحت عملکرد این نرم

منابع

1. Kenneth F. Van Train, Joseph Areeda, Ernest V. Garcia, C. David Cooke, Jamshid Maddahi, Hosen Kiat, et al. Quantitative same-day rest-stress technetium-99m-sestamibi SPECT: definition and validation of stress normal limits and criteria for abnormality. J Nucl Med. 1993; 34: 1494-1502.
2. Kenneth F. Van Train, Ernest V. Garcia, Jamshid Maddahi, Joseph Areeda, C. David Cooke, Hosen Kiat, et al. Multicenter trial validation for quantitative analysis of same-day rest-stress technetium-99m-sestamibi myocardial tomograms. J Nucl Med. 1994; 35: 609-618.
3. Guido Germano, Paul B. Kavanagh, Parker Waechter, Joseph Areeda, Serge Van Krieking, Tali Sharir, et al. A new algorithm for the quantitation of myocardial perfusion SPECT, I. technical principles and reproducibility. J Nucl Med. 2000; 41: 712-719.
4. Tali Sharir, Guido Germano, Parker B. Waechter, Paul B. Kavanagh, Joseph S. Areeda, Jim Gerlach, et al. A new algorithm for the quantitation of myocardial perfusion SPECT, II. validation and diagnostic yield. J Nucl Med. 2000; 41: 720-727.
5. Garcia EV, Cooke CD, Folks RD, Santana CA, Krawczynska EG, De Braal L, Ezquerra NF. Diagnostic performance of an expert system for the interpretation of myocardial perfusion SPECT studies. J Nucl Med. 2001; 42: 1185-1191.
6. Zadeh LA. Fuzzy sets Information Control. 1965; 338-353.
7. James C. Bezdek. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. Kluwer Academic Publishers. 1981.
8. Boudraa, A.O., Mallet, J.J., Besson, J.E., Bouyoucef, S.E. and Champier, J., Left ventricle automated detection method in gated isotopic ventriculography using fuzzy clustering. IEEE Trans. Med. Imag. 1993; 12: 451-465.
9. A.O. Boudraa and P. Clarysse. Fast fuzzy grey level image segmentation method. World Congress On Medical Physics And Biomedical Engineering. Nice France. 1997; 35: 686.
10. Jawahar C. V., Biswas, P. K. Investigation on fuzzy thresholding based on fuzzy clustering. Pattern Recogn. 1997; 41(10): 1605-1613.
11. Slomka PJ, Hurwitz GA, Stephenson J, Craddock T. Automated alignment and sizing of myocardial stress and rest scans to three-dimensional normal templates using an image registration algorithm. J Nucl Med. 1995; 36: 1115-1122.

12. Benoit T, Vivegnis D, Foulon J, Rigo P. Quantitative evaluation of myocardial single-photon emission tomographic imaging: application to the measurement of perfusion defect size and severity. *J Nucl Med.* 1996; 23: 1603–1612.
13. He ZX, Maublant JC, Cauvin JC, Veyre A. Reorientation of the left ventricular long-axis on myocardial transaxial tomograms by a linear fitting method. *J Nucl Med.* 1991; 32: 1794–1800.
14. Cauvin JC, Boire JY, Maublant JC, Bonny JM, Zanca M, Veyre A. Automatic detection of the left ventricular myocardium long axis and center in thallium-201 single photon emission computed tomography. *J Nucl Med.* 1992; 19: 1032–1037.
15. Scellier D, Aktouf Z, Boire JY, Bertrand G, Maublant J. Skeletonization method for automated myocardial SPECT quantification In: Arcelli C, Cordella LP, Sanniti Di Baja G, eds. *Advances in Visual Form Analysis*, Singapore, World Scientific Publishing. 1997; 462–471.
16. Serra J. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. New York, Academic Press 1982.
17. Blum H. A transformation for extracting new descriptors of shape In: Wathen-Dunn W, ed. *Models for the Perception of Speech and Visual Form*. Cambridge, MA: MIT Press. 1967; 362–380.
18. Calabi L, Hartnett WE. Shape recognition, prairie fires, convex deficiencies and skeletons. *Am Math Mon.* 1968; 75: 335–342.
19. Bertrand G, Malandain G. A new topological segmentation of discrete surfaces. *Proceedings of the 2nd European Conference on Computer Vision (ECCV'92)*. Santa Margherita, Ligure, Italy. 1992; 710–714.
20. Cauvin JC, Boire JY, Maublant J. Automatic quantification of myocardial defects by morphological methods in SPECT. *IEEE 12th Annual International Conference of Engineering in Medicine and Biology*, Philadelphia, PA 1990; 415–416.
21. Scellier D, Boire JY, Wieczorek F, et al. Improvement of automatic quantification of ^{201}Tl and $^{99\text{m}}\text{Tc}$ -sestamibi SPECT images by fuzzy segmentation. *J Nucl Cardiol.* 1995; 2 (suppl): S37.
22. Scellier D, Boire JY, Maublant J, Veyre A. Fuzzy logic for the segmentation of myocardial tomoscintigraphic images. *IEEE 18th Annual Conference of Engineering in Medicine and Biology*, Amsterdam, The Netherlands 1996; 1500–1503.
23. Florent Cachin, MD, et al. Preliminary Evaluation of a Fuzzy Logic-Based Automatic Quantitative Analysis in Myocardial SPECT. *J Nucl Med.* 2003; 44: 1625-1632.
24. Bland JM, Altman DG. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *Lancet.* 1986; 1: 307–310.
25. Bagher-Ebadian H, Soltanian-Zadeh H, Setayeshi S, Smith ST. Neural Network and Fuzzy Clustering Approach for Automatic Diagnosis of Coronary Artery Disease in Nuclear Medicine. *IEEE Transactions on Nuclear Science.* 2004; 51: 184-192.