حذف نویز لکه‌اي از تصاویر سونوگرافي به کمك سیستم بر خط فازي عصبي ژنتیك

علي رفیعي[۱*]، محمدحسن مرادي[۲]، محمدرضا فرزانه[۳]

[۱] استادیار بخش برق، دانشکده فني و مهندسي، دانشگاه آزاد اسلامي واحد کازرون، کازرون

[۲] دانشیار گروه بیوالکتریک، دانشکدهٔ مهندسي پزشکي، دانشگاه صنعتي امیرکبیر، تهران mhmoradi@aut.ac.ir

[۳] استادیار بخش رادیولوژي، دانشگاه علوم پزشکي شیراز، شیراز

چکیده

در این تحقیق فیلتر جدیدي براي حذف نویزهاي لکه‌اي از تصاویر سونوگرافي طراحي شده است. فیلتر طراحي شده فیلتري با قابلیت‌هاي یادگیري شبکه‌هاي عصبي، تطبیق اطلاعات با قالب فازي و بهینه شدن متغیرها بر اساس الگوریتم ژنتیك عضوي است. شبکهٔ عصبي به کار رفته یك شبکهٔ چهار لایه رو به جلو با وزن‌هاي باینري است. ورودي در پنجره‌اي از همسایگي‌هاي پیکسل مورد پردازش فازي شده و به کمك قواعد سادهٔ فازي مناسب آن اصلاح مي‌شود. پهناي توابع عضویت و وزن‌هاي شبکه متغیرهایي‌اند که توسط الگوریتم ژنتیك برخط (با یك عضو) و فقط با استفاده از عملگر جهش بهینه مي‌شوند. نتایج به دست آمده نشان مي‌دهد که این فیلتر سریع و هوشمند نسبت به فیلترهاي استاندارد مانند میانه و وینر قدرت حذف نویز بالاتري دارد. همچنین با مقایسه این فیلتر با فیلتر فازي عصبي با الگوریتم یادگیري ژنتیك با ۵۰ عضو جمعیت مشاهده شد که قابلیت کاهش نویز در هر دو نوع فیلتر مشابه بوده است هرچند سرعت یادگیري در فیلتر طراحي شده بسیار بیشتر است.

واژه‌هاي کلیدي: نویزلکه‌اي؛ سیستم فازي عصبي؛ الگوریتم ژنتیك برخط؛ الگوریتم ژنتیك کلاسیک؛ تصاویرسونوگرافي

[*] عهده‌دار مکاتبات

نشاني: کازرون دانشگاه آزاد اسلامي بخش برق

تلفن: ۰۹۱۷۱۱۳۳۹۲۵، **دورنگار:** ۰۷۲۱۲۲۳۰۵۰۸، **پیام نگار:** alirafiee_2000@yahoo.com

۱- مقدمه

سونوگرافي به عنوان يكي از روش[1]هاي تصويربرداري از اعضاء و بافت‌هاي نرم بدن انسان به طور وسيعي در تشخيص‌هاي پزشكي استفاده مي‌شود. اين روش تصويربرداري به علت غيرتهاجمي بودن[2]، انعطاف‌پذيري، قابليت انتقال، هزينة نسبتاً كم و عدم استفاده از پرتوهاي يونيزه كننده در اغلب موارد بر روش‌هاي ديگر ترجيح داده مي‌شود [۲،۱]. كيفيت پايين تصاوير سونوگرافي يكي از مشكلات آنهاست كه اغلب بر اثر نويز لكه‌اي[3] ايجاد مي‌شود. وجود چنين لكه‌اي در اين تصاوير نامطلوب است، زيرا اين نويز تصاوير را خراب و تفسير و تشخيص آنها را تحت تأثير قرار مي‌دهد. بنابراين فيلتر كردن و كاهش نويز مرحله‌اي مهم، قبل از استخراج ويژگي‌ها و بازشناسي تصاوير سونوگرافي محسوب مي‌شود. لكه بر اثر تداخل امواج بازگشتي از اعضاء مختلف بدن در يك حجم نمونه (منبع همسان و آشكارساز غيرهمسان) ايجاد مي‌شود و به حالتي مربوط است كه فركانس انتخاب شده مناسب نباشد [۳-۸]. ناهمبسته بودن[4] سيگنال‌هاي بازگشتي[5] بر اثر عواملي از جمله تغيير حجم هندسي عنصر، تغيير فاز در اثر تغيير مكان ديافراگم، ناهمواري صفحة تصويربرداري و يا فركانس تصويربرداري به وجود مي‌آيد. به عنوان مثال، در تصويربرداري از كليه و كبد به دليل كوچك بودن ساختار دروني اين اعضاء، استفاده از سيگنال با طول موج بالا باعث ايجاد تصوير با نويز بالا مي‌شود.

به منظور كاهش دادن نويز لكه‌اي روش‌هاي متعددي پيشنهاد شده است. فيلترهاي خطي مانند متوسط‌گيري براي كاهش نويز لكه‌اي مناسب نيستند زيرا عناصر فركانس بالا مانند لبه‌ها و جزئيات تصوير را نيز حذف مي‌كنند. شايان ذكر است روش‌هاي متوسط‌گيري زماني در مراجع [۳،۴] براي كاهش نويز لكه‌اي پيشنهاد شده‌اند. در اين روش‌ها براي حذف نويز از عنصر، در لحظه‌هاي متوالي تصويربرداري صورت مي‌گيرد و متوسط‌گيري انجام مي‌شود. عواملي مانند فشار بر بافت‌ها در جهت‌هاي مختلف و نادقيق بودن تطبيق مكاني از معايب اين روش‌هاست. تصويربرداري از عضو مورد نظر در فركانسهاي مختلف و متوسط‌گيري آنها، از جمله روش‌هاي ديگر كاهش نويز لكه‌اي به شمار مي‌رود. در اين روش شدت روشنايي[6] تصوير با ضريب جذر تعداد تصاوير اصلاح مي‌شود [۴]. اين روش تصويربرداري پرهزينه و زمان بر است.

فيلتر ميانه يكي از روش‌هاي مناسب در حذف نويز لكه‌اي است [۹-۱۶]. در مرجع [۱۱] يك فيلتر ميانه وزن‌دار تطبيقي ارائه شده است كه به طور مؤثري نويز لكه‌اي را كاهش مي‌دهد. اين فيلتر قادر به حفظ جزئيات تصوير نيست زيرا يك فيلتر پايين گذر است. فيلترهاي ميانه وفقي[7] ديگري نيز پيشنهاد شده‌اند كه در كاهش دادن نويز لكه‌اي با حفظ لبه‌هاي تصوير مؤثر بوده‌اند [۱۲-۱۶]. اين فيلترها بر اساس پنجرة همسايگي[8] پيكسل مورد پردازش عمل مي‌كنند و يكي از ضعف‌هاي آنها وابستگي به ابعاد پنجرة همسايگي است. هر چه ابعاد پنجره بزرگتر باشد، قابليت حذف نويز و همچنين زمان اجراي پردازش بيشتر مي‌شود.

ايده‌هاي ديگر حذف نويز لكه‌اي، تبديل تصوير به گونه‌اي است كه نويز ضرب‌شونده[9] به جمع‌شونده[10] تبديل شود. در اين روش‌ها با اعمال عملگر لگاريتم به تصوير، نويز لكه‌اي ضرب‌شونده به يك نويز جمع‌شونده تبديل مي‌گردد. در نتيجه از فيلترهاي مختص نويزهاي جمع‌شونده استفاده و بعد از حذف نويز، عملگر آنتي‌لگاريتم به تصوير اعمال مي‌شود. جين[11]، با اعمال تابع لگاريتم به تصوير و تبديل نويز لكه‌اي به نويز جمع‌شونده، از فيلتر وينر[12] براي كاهش نويز استفاده كرده است [۵] كه در نهايت با اعمال تابع نمايي، تصوير فيلتر شده در خروجي ظاهر مي‌شود. در اين روش، در صورت وجود نويز جمع‌شونده حذف نويز بخوبي صورت نمي‌گيرد.

[1] Technique
[2] Non Invasive
[3] Speckle Noise
[4] Non Correlated
[5] Reflecting Signal
[6] Contrast
[7] Adaptive Median Filter
[8] Neighborhood Window
[9] Multiplier
[10] Additive
[11] Jain
[12] Weiner Filter

به تازگي از تبديل ويولت[13] به‌عنوان يك ابزار قوي در كاهش نويز لكه‌اي استفاده شده است [۱۷-۲۲]. دليل اصلي استفاده از تبديل ويولت اين است كه تغييرات زماني يا فركانس مشخصه‌هاي آماري بعضي از سيگنال‌ها با تجزيه آنها بر اساس تبديل ويولت بخوبي بازنمايي مي‌شود.

اين فيلترها در سه مرحله عمل مي‌كنند: ۱. آناليز داده با تبديل ويولت؛ ۲. اعمال يك آستانه به ضرايب ويولت (انتقال ضرايب بالاتر از حد آستانه به مرحلة بعد)؛ ۳. اعمال تبديل عكس ويولت به ضرايب حاصل از مرحلة قبل. اين روش‌ها را "حذف نويز با ويولت"[14] مي‌نامند. در روش جدا كردن نويز از تصوير اصلي به كمك تبديل ويولت مقدار آستانه (و به عبارت ديگر مقياس اختلاف بين نويز و اطلاعات تصوير به عنوان ضريب فشرده‌سازي ويولت) به صورت وفقي تنظيم مي‌شود [۱۹]. از معايب اين روش، مشكل انتخاب مقدار آستانه به عنوان متغير بسيار مهم در حذف نويز و عدم ايجاد اختلاف قابل مقايسه نويز و اطلاعات اصلي تصوير است. به منظور تخمين مقدار آستانه از تئوري آماري بيزين[15] استفاده شده است [۷، ۱۸]. بر اساس يكي از تحقيقات انجام شده از تبديل زوج ويولت (يك تبديل دوبعدي) استفاده شده است [۱] به طوري كه ابتدا پس از محاسبه لگاريتم تصوير، اطلاعات تصوير به حوزة ويولت دوبعدي انتقال يافته و سپس ضرايب ويولت به صورت وفقي و به كمك تئوري بيزين تخمين زده شده است. در نهايت با اعمال تابع معكوس ويولت، لگاريتم تصوير فيلتر شده به دست آمده است. در اين تحقيق ايدة جديدي در طراحي فيلتر براي كاهش نويز لكه‌اي از تصاوير سونوگرافي پيشنهاد شده است. اين سيستم از شبكة فازي عصبي چهار لايه با الگوريتم يادگيري ژنتيك بر خط[16] استفاده شده است. سيستم‌هاي فازي عصبي در زمينه هاي حذف نويزهاي ضربه، گوسي و تركيب اين نويزها به كار گرفته شده‌اند [۲۳-۳۰]. تاكنون از اين سيستم‌ها براي كاهش نويز لكه‌اي استفاده نشده است.

۲- روش‌ها

۲-۱- نويز لكه‌اي

نويز لكه‌اي در تمام ابزارهاي تصويربرداري[17] با قابليت همدوس[18] مانند اولتراسوند و ليزر وجود دارد. اين نويز دقت تصاوير بخصوص تصاوير با شدت روشنايي پايين را كاهش مي‌دهد. اين نويز به صورت دانه‌هاي ريز تشكيل مي‌شود. مدل عمومي براي نويز لكه‌اي به شكل زير است:

$$I(x,y)= P(x,y).\ S_m(x,y) + S_a(x,y), \quad (x,y)\ \varepsilon\ Z^2 \qquad (۱)$$

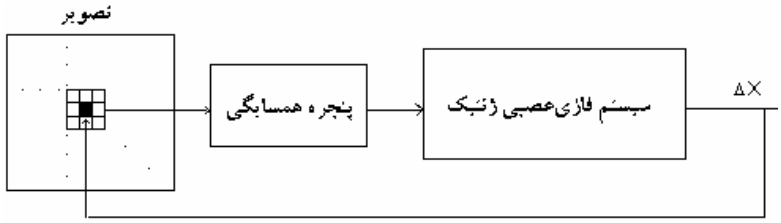
كه در آن، Z^2، فضاي تصوير دوبعدي؛ $I(x,y)$، تصوير نويزي؛ $P(x,y)$، عنصر اصلي تصوير (بدون نويز)؛ $S_m(x,y)$، بخش ضرب شوندة نويز لكه‌اي و $S_a(x,y)$ بخش جمع‌شوندة اين نويز است. معمولاً اثر قسمت جمع‌شونده نسبت به قسمت ضرب‌شونده بسيار كمتر است و مي‌توان از اين بخش صرف‌نظر كرد و رابطة ۲ را به عنوان مدل تصوير همراه با نويز لكه‌اي به كار برد [۱، ۵، ۱۹]:

$$I(x,y)= P(x,y).\ S_m(x,y), \qquad (x,y)\ \varepsilon\ Z^2 \qquad (۲)$$

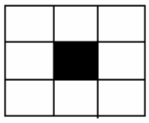
۲-۲- ساختار فازي عصبي ژنتيك

در اين ساختار، هستة مركزي يك شبكة عصبي رو به جلو چهار لايه است. اطلاعات ورودي در اين ساختار، فازي مي‌شوند. وزن‌هاي شبكه[19] و توابع عضويت فازي به كمك الگوريتم ژنتيك بر خط بهينه مي‌گردند [۳۱]. در شكل ۱ ساختار اين سيستم به صورت بلوكي نشان داده شده است. در اين سيستم هر پيكسل تصوير به صورت جداگانه بررسي مي‌گردد. براي هر پيكسل پنجرة همسايگي با ابعاد ۳×۳ در نظر گرفته مي‌شود (شكل ۲). اين پنجرة همسايگي اطلاعات ورودي به ساختار فازي عصبي ژنتيك را تشكيل مي‌دهد.

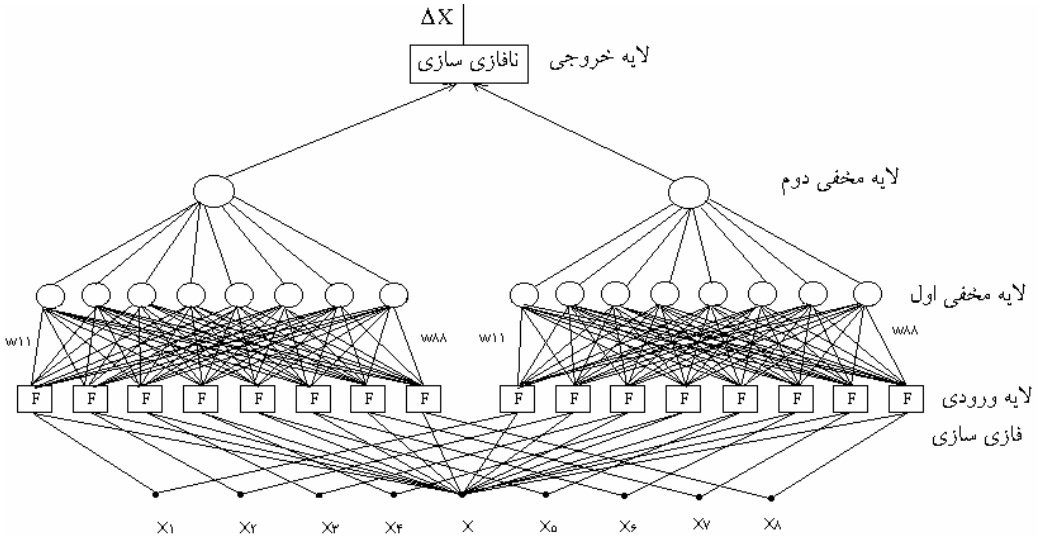
[13] Wavelet Transform
[14] Wavelet Noise Reduction
[15] Baysian Theory
[16] On-line
[17] Imaging Devices
[18] Coherence
[19] Network Weights



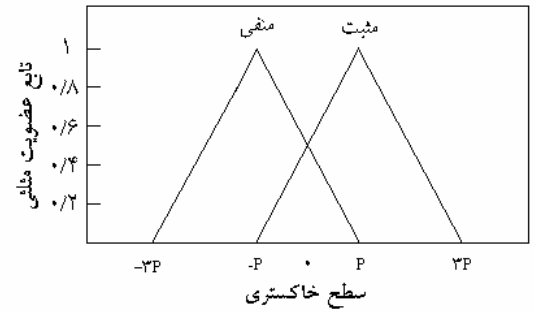
شكل ۱- ساختار كلي سيستم فازي عصبي ژنتيك در كاهش نويز لكه‌اي



شكل ۲- پنجرة همسايگي ۳×۳



شكل ۳- ساختار فازي عصبي استفاده شده در فيلتر براي كاهش نويزلكه‌اي از تصاوير سونوگرافي



شكل ۴- تابع عضويت مثلثي با دو مجموعة فازي

۲-۲-۱- فيلتر فازي عصبي

تركيب فازي و شبكة عصبي ايده‌اي از عملكرد انسان در ارتباط با سيستمهاي مختلف است. خصوصيات نمايش فازي گونة اطلاعات[20] همراه با خاصيت يادگيري شبكه‌هاي عصبي، اين سيستم را به صورت يك سيستم وفقي، قابل انعطاف و داراي قابليت تشخيص و تصميم‌گيري برخط تبديل كرده است. ساختار سيستم فازي عصبي استفاده شده در اين تحقيق در شكل ۳ نشان داده شده است. چنان‌كه در اين شكل ديده مي‌شود، اطلاعات وارد شده به اين سيستم، فازي شده و به‌وسيله وزن‌هاي بين لايه‌هاي شبكة عصبي

[20] Fuzzy Form Information

قواعد فازي ايجاد مي‌شوند. تركيب قواعد فازي در لايه‌هاي مخفي شبكة عصبي انجام مي‌شود و در لاية خروجي نيز با فازي‌زدايي[21] نتايج، اطلاعات اصلاح شده به دست مي‌آيد.

۲-۲-۱-۱- لاية ورودي

در اين لايه ۸ گره وجود دارد. مقادير پنجرة همسايگي به اين لايه وارد مي‌شوند. در اين لايه اختلاف پيكسلهاي پنجرة همسايگي با پيكسل مركزي (مورد پردازش) به كمك تابع عضويت مثلثي فازي مي‌شود [۳۲]. تابع عضويت مثلثي يك تابع ساده است كه پهناي آن به عنوان متغير قابل تنظيم در شبكه در مرحلة يادگيري بهينه مي‌شود (شكل۴) .

مجموعة فازي داراي دوحالت (P, N) مي‌باشد. بنابراين در لاية ورودي دو زيرلايه[22] براي فازي كردن مقادير با هر كدام از اين حالت‌ها وجود دارد. يكي از اين زيرلايه‌ها براي مجموعه P و ديگري براي مجموعه N استفاده مي‌شود. روابط زير عملكرد لاية ورودي شبكة فازي عصبي را نشان مي‌دهند.

$$\Delta X = X_i - X \qquad (۳)$$

$$O^1_{i1} = \mu_p(\Delta X_i) \qquad (۴)$$

$$O^1_{i2} = \mu_n(\Delta X_i) \qquad (۵)$$

μ_p و μ_n به ترتيب توابع عضويت مربوط به مجموعه‌هاي P (مجموعة مثبت فازي) و N (مجموعة منفي فازي) اند. $O^{(1)}_{i1}$ خروجي گرة iام از زيرشبكة[23] اول و $O^{(1)}_{i2}$ خروجي گرة iام از زيرشبكة دوم در لاية ورودي است. توابع عضويت مثلثي براي مجموعه‌هاي مثبت و منفي به فرم زير تعريف مي‌شوند:

$$\mu_p(\Delta X)=\begin{cases}1-\dfrac{\Delta X-p}{2p} & p\le\Delta X\le 3p\\ 1-\dfrac{-\Delta X+p}{2p} & -p\le\Delta X\le p\\ 0 & \text{others}\end{cases} \qquad (۶)$$

$$\mu_n(\Delta X)=\begin{cases}1-\dfrac{\Delta X+p}{2p} & -p\le\Delta X\le p\\ 1+\dfrac{\Delta X+p}{2p} & -3p\le\Delta X\le -p\\ 0 & \text{others}\end{cases} \qquad (۷)$$

براي وفقي كردن فيلتر، پهناي تابع عضويت مثلثي (P) به عنوان يكي از متغيرهاي قابل تنظيم در نظر گرفته شده است. هر چه مقدار P كمتر باشد پهناي باند فيلتر كمتر و فيلتر تيزتر مي‌شود، بنابراين مقدار بالاتر اين متغير، فيلتري با پهناي باند بيشتر ايجاد مي‌كند. متغير P مقداري بين ۰ و ۲۵۵ اتخاذ مي‌كند و به عنوان عددي ۸ بيتي در رشتة دودويي ژنتيكي[24] قرار مي‌گيرد.

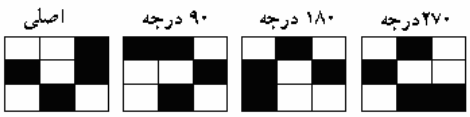
۲-۲-۱-۲- لاية مخفي اول

در اين لايه قواعد فازي تشكيل مي‌گردند. وزن‌هاي بين اين لايه و لاية ورودي باينري بوده و در دو زيرشبكه برابرند. با توجه به باينري بودن وزن‌ها اثر بعضي از پيكسل‌هاي پنجرة همسايگي در گره‌هاي اين لايه حذف مي‌شود. بنابراين الگوهايي از همسايگي پيكسل‌ها در هر گره از لاية مخفي اول ايجاد مي‌گردد. قواعد فازي بر اساس اين الگوها ايجاد مي‌شوند. به عنوان مثال اگر وزن‌هاي وارد شده به گرة Jام از اين لايه به‌ترتيب از چپ به راست و از بالا به پايين برابر با (۰، ۰، ۱، ۱، ۱، ۰، ۱، ۰) باشند، تنها پيكسل‌هاي X_7، X_5، X_4، X_3 در الگوي همسايگي شركت مي‌كنند و قاعدة فازي مربوط به اين گره را مي‌سازند. بقية پيكسل‌هاي پنجرة همسايگي نقشي در قاعدة فازي اين گره ندارند.

هر زيرشبكه در اين لايه داراي ۸ گره است. براي هر گره يك قاعده بر اساس الگوي همسايگي ايجاد مي‌شود. سه الگوي متقارن ديگر متناسب با الگوي اصلي و با زاويه‌هاي چرخش ۹۰، ۱۸۰ و ۲۷۰ درجه به وجود مي‌آيند. براي هر كدام از اين الگوها نيز يك قاعدة فازي مشابه با الگوي اصلي ايجاد مي‌شود. براي مثال فوق الگوهاي متقارن به صورت (۱، ۱، ۰، ۰، ۱، ۰، ۱، ۰) با ۹۰ درجه، (۰، ۱، ۰، ۱، ۱، ۱، ۰، ۰) با ۱۸۰ درجه

[21] Defuzzification [22] Sublayer [23] Subnetwork [24] Genetic Binary String

چـرخـــش و (۰، ۱، ۰، ۱، ۰، ۱، ۰، ۱) بـــا ۲۷۰ درجـــه چرخش به دست مي‌آيند (شكل ۵).



شكل ۵- مثالي از الگوي همسايگي اصلي و الگوهاي متقارن آن

قواعد فازي در مثال بالا براي زيرشبكه‌هاي مثبت و منفـي به صورت زير نوشته مي‌شوند:

IF (X3,X4,X5,X7) IS P THEN ΔX IS P
IF (X1,X2,X5,X7) IS P THEN ΔX IS P
IF (X2,X4,X5,X6) IS P THEN ΔX IS P
IF (X2,X4,X7,X8) IS P THEN ΔX IS P
IF (X3,X4,X5,X7) IS N THEN ΔX IS N
IF (X1,X2,X5,X7) IS N THEN ΔX IS N
IF (X2,X4,X5,X6) IS N THEN ΔX IS N
IF (X2,X4,X7,X8) IS N THEN ΔX IS N

AND در هر الگو بـا AVE[۲۵] (متوسـط گيـري) و بـين الگوها با MIN[۲۶] (حداقل) جـايگزين شـده اسـت. روابـط زير عملكرد اين لايه را مشخص مي‌كنند:

$$O_{i1}^{(2)} = \underset{l=1}{\overset{4}{MIN}}\left(\underset{k=1}{\overset{8}{AVE}}\left(O_{k1}^{(1)} W_{ki}^{l}\right)\right) \quad ,i=1,\ldots,8 \qquad (۸)$$

$$O_{i2}^{(2)} = \underset{l=1}{\overset{4}{MIN}}\left(\underset{k=1}{\overset{8}{AVE}}\left(O_{k2}^{(1)} W_{ki}^{l}\right)\right) \quad ,i=1,\ldots,8 \qquad (۹)$$

$O^{(۲)}_{i۱}$ خروجـي گـرة iام از زيرلايـة مثبـت و $O^{(۲)}_{i۲}$ خروجي گرة i ام از زيرلاية منفي در لاية مخفي اول است. $O^{(۱)}_{k۱}$ و $O^{(۱)}_{k۲}$ خروجـي‌هـاي گـرة k ام از زيرلايـه‌هـاي مثبت و منفي در لاية ورودي‌اند. W^{l}_{ki} وزن بين گرة kام از لاية ورودي و گرة iام از لاية مخفي اول مربوط به الگـوي lام (۴ الگو اصلي و متقارن وجود دارد) اسـت. وزن‌هـا در دو زيرشبكه يكسان انتخاب شده‌اند. اين وزن‌ها در مرحلة آمـوزش شـبكه بـه عنـوان متغيرهـاي قابـل تنظـيم بهينـه مي‌شوند. به ازاي هـر وزن يـك بيـت (۰ يـا ۱) در رشـتة ژنتيكي قرار مي‌گيرد.

۲-۲-۱-۳- لاية مخفي دوم

در اين لايه، قواعد به دست آمـده از الگوهـاي لايـة قبلـي تركيب مي‌شوند. براي تركيـب قواعـد از عملگـر MAX[۲۷] (حداكثر) استفاده مي‌شود. خروجي‌هاي زيرلايـه‌هـاي ايـن لايه تخميني از مقادير نويزهاي مثبت و منفي است كـه در پـردازش پيكـسل مـورد نظـر بـه دسـت آمـده اسـت. خروجي‌هاي اين لايه به صورت زير به دست مي‌آيد:

$$O_1^{(3)} = \underset{i=1}{\overset{8}{MAX}}\left(O_{i1}^{(2)}\right) \qquad (۱۰)$$

$$O_2^{(3)} = \underset{i=1}{\overset{8}{MAX}}\left(O_{i2}^{(2)}\right) \qquad (۱۱)$$

$O_۱^{(۳)}$ خروجي زيرلاية مثبت و $O_۲^{(۳)}$ خروجي زيرلايـة منفي در لاية مخفي دوم است.

۲-۲-۱-۴- لاية خروجي

در اين لايه خروجي‌هـاي دو زيرلايـه از لايـة مخفـي دوم تركيب و مقدار نهايي نويز به دست مي‌آيـد. در ايـن لايـه عمل فازي‌زدايـي نيـز انجـام مـي‌گيـرد. از روش متوسـط مركزها براي فازي‌زدايي استفاده شده است. تابع عـضويت فازي خروجي نيز همانند ورودي‌هـا يـك تـابع عـضويت مثلثي با پهناي وابسته به متغير P محسوب مي‌شوند (شكل ۴). خروجي در اين لايه از روابط زير به دست مي‌آيد:

$$\Delta X=\frac{P(O_1^{(3)}-O_2^{(3)})}{(O_1^{(3)}+O_2^{(3)})} \qquad (۱۲)$$

ΔX مقدار خروجي فيلتر فازي عصبي به عنوان تخمين ميزان نويز در پيكسل مورد پردازش است. $O_۱^{(۳)}$ خروجـي زيرلاية مثبت و $O_۲^{(۳)}$ خروجي زيرلاية منفي در لاية مخفي دوم و P متغيـر مركـز تـابع عـضويت‌انـد. بـراي اصـلاح پيكسل، ميزان نويز تخمين زده شده از مقدار پيكـسل كـم مي‌شود:

$$\tilde{X}=X-\Delta X \qquad (۱۳)$$

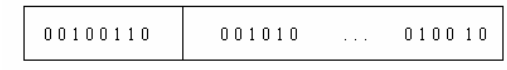
$\tilde{X}$، مقدار اصلاح شده پيكـسل؛ X، پيكـسل نـويزي و ΔX مقدار نويز به دست آمده مي‌باشد.

۲-۲-۲- الگوريتم ژنتيك برخط

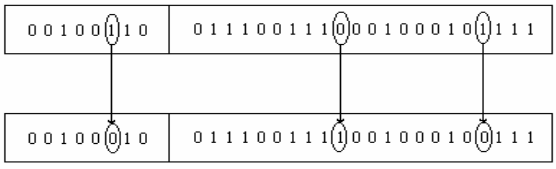
در اين سيستم از الگوريتم ژنتيك برخط[۲۸] بـراي يـادگيري شبكه و تنظيم متغيرهاي فيلتر استفاده شـده اسـت. بيـشتر كاربردهاي الگوريتم ژنتيك بر اسـاس جمعيتـي بـا تعـداد نسبتاً زيادي از اعضا طراحي شده‌اند [۳۱، ۳۳-۳۵]. دراين تحقيق از الگوريتم ژنتيك با فقط يك عضو اسـتفاده شـده

[25] Average [26] Minimum [27] Maximum [28] Online Genetic Algorithm

است [۳۶]. این عضو ژنتیکي بـه عنـوان ملکـه[29] اسـتفاده مي‌شود. براي توليد عضو نسل بعـدي از عملگـر جهـش[30] استفاده مي‌شود. عملگر جهش بر قسمتي (چند بيـت[31]) از ملکه اعمال مي‌گـردد. عـضو جديـد بـا ملکـه بـر اسـاس شاخص‌هاي ارزيابي مقايـسه شـده و هرکـدام از آنهـا کـه کارايي بيشتري داشته باشند به عنوان ملکه انتخاب و توليد نسل به همين ترتيب ادامه مي‌يابد. از طريق معـادل کـردن نسل هاي متوالي اين الگوريتم ژنتيك با زنجيرة ماركوف[32] نشان داده شده است الگوريتم ياد شده به جواب‌هاي بهينه همگرا مي‌شود و حداقل‌هاي محلي الگوريتم را تحت تأثير قرار نمي‌دهد [۳۶]. ايدة اين الگوريتم از توليد مثل بعـضي از گونه‌هاي حشرات مانند زنبور عسل گرفته شـده اسـت. رشتة باينري ژنتيكي در اين سيستم از متغيرهاي P، متغيـر تعيين‌كنندة پهناي تابع عضويت مثلثي و وزن‌هاي بين لايـة مخفي اول و لاية ورودي تشكيل شده اسـت. در شـكل ۶، يك رشتة باينري نمونـه مـشاهده مـي‌گـردد. طـول رشـتة باينري برابر با (N+1)*۸ بيت اسـت کـه ۸ بيـت آن بـراي متغير P و N*۸ بيت بـراي وزن‌هـا (N تعـداد گـره لايـة مخفي اول) به كار مي‌رود. اولين نسل ژنتيكي بـه صـورت تصادفي ايجاد مي‌شود. براي توليد نسل‌هاي بعدي عملگـر جهش با مكمل كردن بيت‌هاي رشتة ژنتيكي يعني تبديل ۰ به ۱و ۱ به ۰، اعمال مي‌گردد (شـكل۷). تعـداد بيـت‌هـاي تغيير يافته در اين الگوريتم يكـي از متغيرهـايي اسـت كـه مورد بررسي قرار گرفته است. با تغييـر تعـداد بيـت‌هـا در سيستـم بهتـرين پاسـخ‌هـا (خروجـي سيـستم) بـا اعمـال جهش به ۳ تا ۱۰% بيـت‌هـا (۲ تـا ۷ بيـت در يـك رشـتة ۷۲بيتي) به دست آمد.

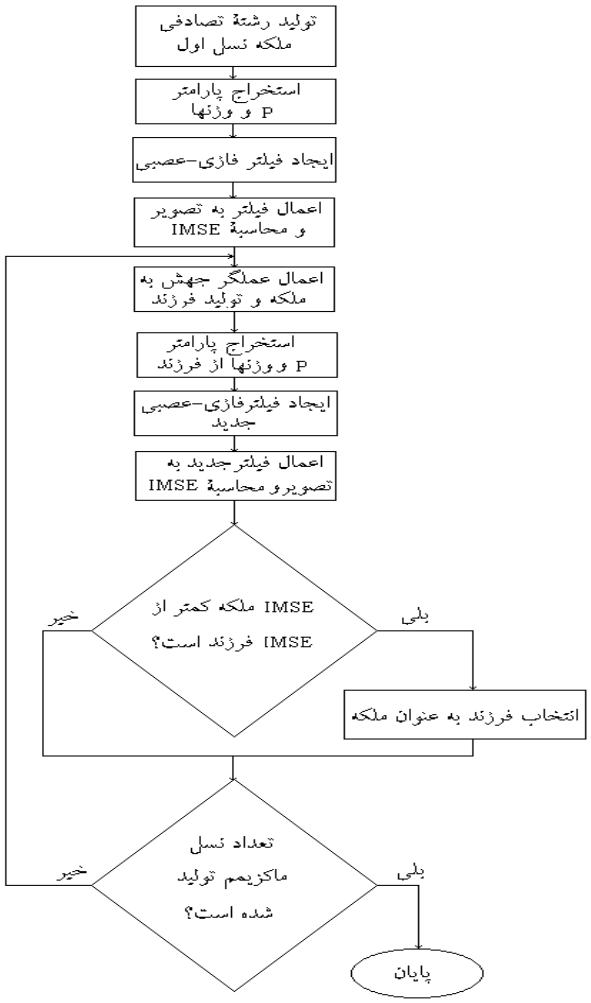


شكل ۶- رشتة باينري عضو ژنتيكي



شكل ۷- عملگر جهش در رشتة باينري

مكان بيت‌هاي جهش يافته به صورت تـصادفي تعيـين مي‌شود. شكل ۸ الگوريتم ژنتيك به كـار رفتـه در سيـستم فازي عـصبي ژنتيـك را نـشان مـي‌دهـد. بـا اجـراي ايـن الگوريتم و مقايسه نتايج آن بـا نتـايج بـه دسـت آمـده در الگوريتم استفاده شده به‌وسيله همين مؤلفان [۳۱]، مشاهده شد كه اين الگوريتم بـسيار سـريعتر (۲۷۶ ميلـي ثانيـه در مقابل ۳۵ ثانيه) و پاسخي با دقـت نزديـك بـه آن (مطـابق جدول ۲ به‌طور متوسـط حـدود ۹۷ درصـد آن) را نتيجـه مي‌دهد. بعد از توليد ملكه در نسل اول، متغيرهـاي شـبكه از روي آن به دست مي‌آيند. به كمك ايـن متغيرهـا فيلتـر فازي‌عصبي ايجاد خواهد شد. فيلتر به كل تـصوير نـويزي اعمال گرديده و تابع برازندگي[33] (عكس متوسـط مربعـات خطا، IMSE[34]) براي اين فيلتر يا ملكه بـا مقايـسه مقـادير اصلاح شده با تصوير بدون نويز محاسبه مي‌گردد.



شكل ۸- الگوريتم ژنتيك برخط براي بهينه‌سازي متغيرهاي فيلتر فازي‌عصبي

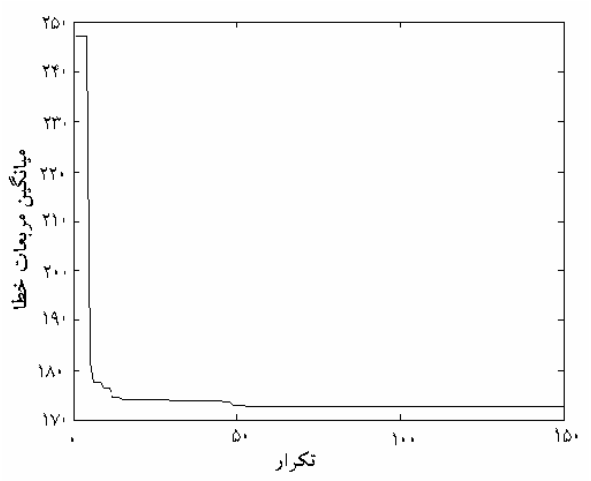
[29] Queen
[30] Mutation
[31] Bit
[32] Marcov Chain
[33] Fitness Function
[34] Inverse Mean Square Error

با اعمال عملگر جهش به ملکه، فرزند یا عنصر نسل بعدي به دست مي‌آيد. متغيرهاي شبکه دوباره از اين عنصر استخراج و فيلتر جديد فازي عصبي ايجاد مي‌شود. اين فيلتر نيز به تصوير نويزي اعمال و متغير IMSE براي فيلتر جديد محاسبه مي‌گردد. با مقايسه مقادير IMSE ملکه و فرزند، عنصر با مقدار بيشتر به عنوان ملکة برازنده در توليد نسل بعدي به کار گرفته مي‌شود. براي خاتمة الگوريتم معيار حداکثر تعداد نسل در نظر گرفته شده است.

۳- نتايج

در اعمال فيلتر به تصوير دو مرحله وجود دارد. در مرحلة اول تصاوير مربوط به آموزش شبکه استفاده مي‌شود. بعد از آموزش شبکه و بهينه شدن متغيرها با توجه به خصوصيات تصوير و نويز، مي‌توان براي آزمايش فيلتر از تصاوير جديد استفاده کرد. ابتدا متغيرهاي فيلتر به صورت تصادفي انتخاب مي شوند. براي آموزش فيلتر، تصاوير سونوگرافي به نويز لکه‌اي با واريانس۰/۳(SNR=۸/۵dB[35])آغشته و به فيلتر وارد مي‌شوند. در مرحلة آموزش، تصاوير از بالا به پايين و از چپ به راست جارو گرديده و هر پيکسل همراه با پنجرة همسايگي آن به فيلتر وارد مي‌شود. در خروجي فيلتر مقدار نويز تخمين، از مقدار پيکسل کاسته و مقدار اصلاح شده جايگزين آن مي‌گردد.

تصاوير سونوگرافي استفاده شده داراي ۲۵۶ سطح خاکستري هستند. تعداد بيت مورد جهش حدوداً ۴% کل بيت‌ها (۳ بيت در رشتة ۷۲ بيتي) و تعداد حداکثر تکرار توليد نسل برابر با ۱۵۰ در نظر گرفته شده است. در شکل ۹، منحني تغييرات MSE[36] در مرحلة آموزش براي هر ملکه در آن نسل نشان داده شده است. بر اساس همين شکل الگوريتم در تعداد مراحل نزديک به ۶۰ به حداقل مقدار MSE رسيده است. فيلتر مرحلة آخر آموزش شبکه به عنوان فيلتر نهايي در مرحلة آزمايش سيستم به کار مي‌رود. مرحلة آموزش فيلتر در يک رايانه شخصي مدل DURAN AMD با فرکانس ۸۰۰ MHz حدود ۳۰ دقيقه به طول انجاميد.



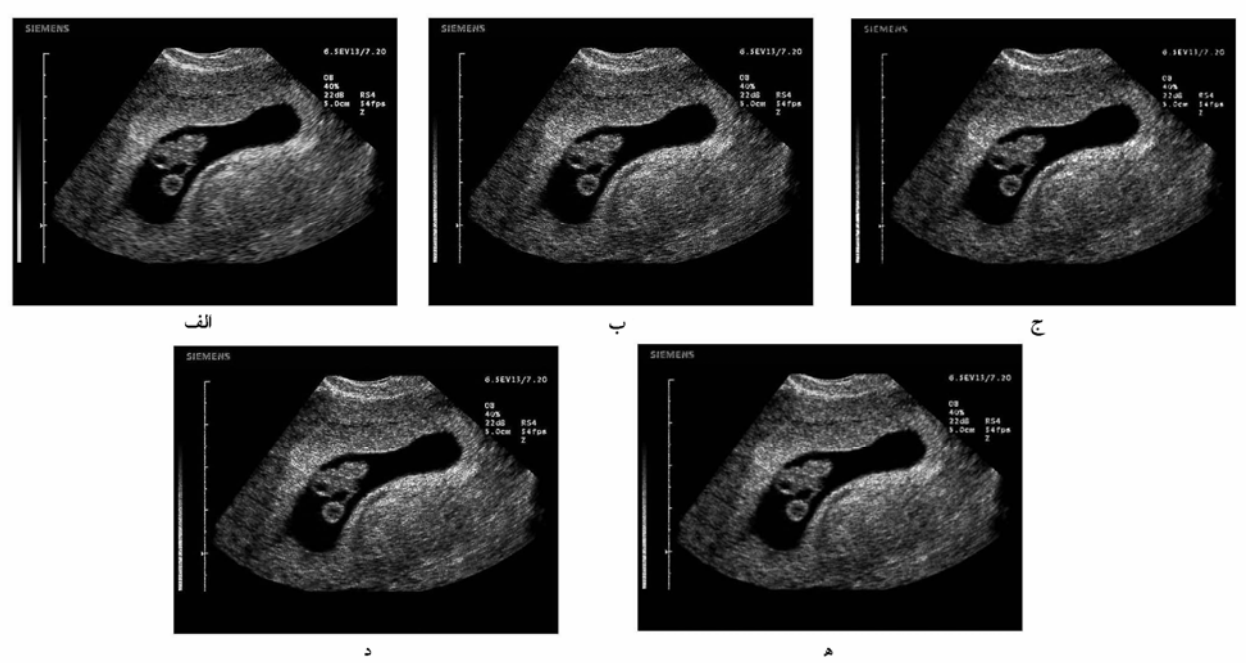
شکل ۹- منحني تغييرات MSE در مراحل آموزش شبکة فازي عصبي

در مرحلة آزمايش فيلتر، تصاوير جديد سونوگرافي را به نويز لکه‌اي با پراکندگي[37] ۰/۳ (SNR=۸/۵dB)، ۰/۲ (SNR=۷/۵dB) و ۰/۰۲(SNR=۵/۵dB) آغشته و فيلتر به آنها اعمال شده است. براي مقايسه عملکرد فيلتر فازي عصبي ژنتيک، فيلترهاي استاندارد ميانه و وينر نيز به اين تصاوير اعمال شد که نتايج آن در جدول ۱ و شکل ۱۰ ارائه شده است. همانگونه که از جدول ۱ پيداست، فيلتر طراحي شده به عنوان يک فيلتر جديد در حذف نويزهاي لکه‌اي نسبت به فيلترهاي ميانه و وينر با ابعاد همسايگي مختلف قابليت بيشتري دارد. در شکل ۱۱ تصوير اصلي سونوگرافي از رحم و تخمدان، تصوير آغشته به نويز لکه‌اي با واريانس ۰/۳، تصويرهاي فيلتر شده با فيلترهاي ميانه و فازي عصبي ژنتيک برخط نشان داده شده است.

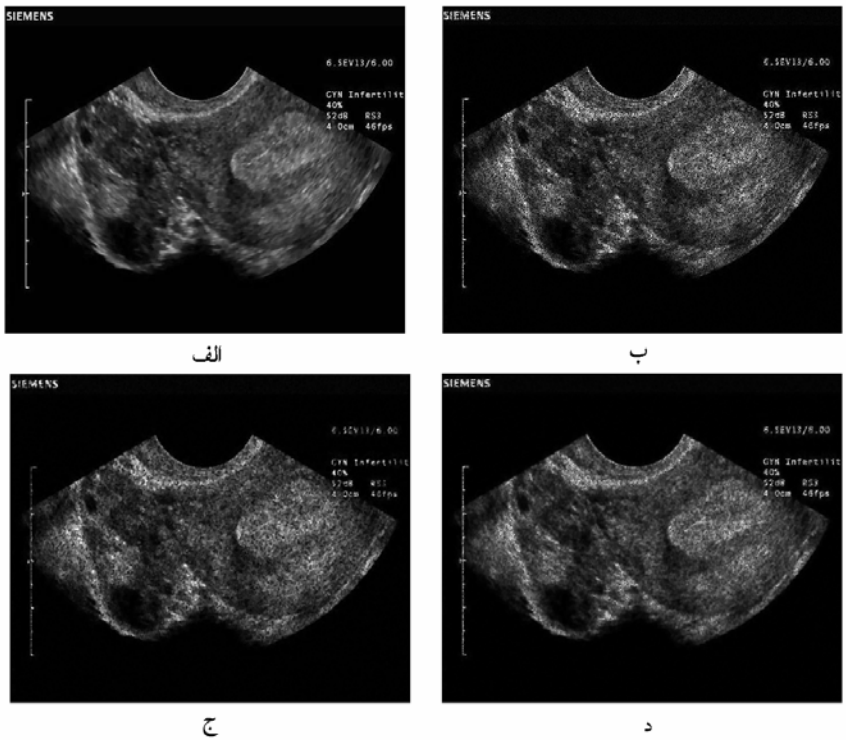
جدول ۱- مقدار MSE خروجي فيلترها براي نويز لکه‌اي با واريانس‌هاي ۰/۳، ۰/۲ و ۰/۰۲

	واريانس ۰/۰۲	واريانس ۰/۲	واريانس ۰/۳
تصوير نويزي	۱۳۲/۲۲	۵۸۵/۳۰	۸۶۰/۰۲
فيلتر ميانه (۳×۳)	۹۲/۹۶	۲۹۹/۹۹	۳۹۳/۷۶
فيلتر ميانه (۵×۵)	۱۰۴/۰۵	۴۶۵/۲۰	۵۱۵/۸۸
فيلتر وينر (۳×۳)	۱۰۱/۳۷	۳۲۹/۳۰	۴۸۴/۵۹
فيلتر وينر (۵×۵)	۹۹/۹۰	۳۱۸/۱۰	۴۵۳/۵۸
فيلترفازي‌عصبي ژنتيک	۶۵/۲۳	۱۸۲/۰۸	۲۴۷/۲۱

[35] Signal to Noise Ratio
[36] Mean Square Error
[37] Variance



شكل ۱۰- تصوير سونوگرافي از كيسة زرده و جنين سه ماهه، الف) تصوير اصلي، ب) تصوير آغشته به نويز با واريانس ۰/۲، ج) تصويرخروجي فيلتر وينر با پنجرة همسايگي ۳×۳، د) تصويرخروجي فيلتر ميانه با پنجرة همسايگي ۳×۳، ه) تصوير خروجي فيلتر فازي عصبي ژنتيك برخط



شكل ۱۱- تصوير سونوگرافي از رحم و تخمدان، الف) تصوير اصلي، ب) تصوير آغشته به نويز با واريانس ۰/۳، ج) خروجي فيلتر ميانه با پنجرة ۳×۳ و د) خروجي فيلتر فازيعصبي ژنتيك

شكل ۱۰-الف تصوير سونوگرافي از كيسة زرده و جنين سه ماهه را نشان مي‌دهد. در شكل ۱۰-ب تصوير نويزي با واريانس ۰/۲ و در شكل ۱۰-ج تا ه به‌ترتيب تصويرهاي فيلتر شده با فيلترهاي وينر، ميانه و سيستم فازيعصبي ژنتيك قابل مشاهده است. چنان‌كه در شكل ۱۰ مشخص است فيلتر طراحي شده در اين تحقيق نسبت به فيلترهاي ميانه و وينر از قابليت بيشتري در حذف نويز برخوردار است.

جدول ۲- مقايسه MSE خروجي براي فيلترهاي فازي عصبي ژنتيك كلاسيك و برخط

	واريانس ۰/۳	واريانس ۰/۲	واريانس ۰/۰۲
تصوير نويزي	۱۶۷۹/۰	۱۱۷۲/۸	۱۸۹/۱
فيلتر كلاسيك	۳۰۱/۰	۱۸۲/۷	۳۸/۲
فيلتر بر خط	۳۴۷/۰	۱۹۴/۶	۴۱/۳

نتايج فيلتر فازي عصبي ژنتيك تك عضوي با فيلتر فازي‌عصبي ژنتيك معمولي[38] [۳۱] نيز مقايسه گرديد (جدول ۲). نتايج اين فيلتر كه مرحلة آموزش آن بسيار سريعتر از روش كلاسيك است، بسيار نزديك به فيلتر كلاسيك است (با دقت متوسط نسبي ۹۷% نسبت به فيلتر كلاسيک). عملكرد فيلتر فازي عصبي ژنتيك برخط از نظر اصلاح كيفيت تصوير و حذف نويز لكه‌اي، با مشاهدة تصاوير به دست آمده در خروجي آن به‌وسيله متخصص راديولوژي مورد تأييد قرار گرفت.

در يک مقايسه ديگر، تعداد ۱۰ تصوير سونوگرافي به نويز لكه‌اي آغشته و فيلترها به آن اعمال گرديد. ميانگين نتايج خروجي نيز در جدول ۳ آمده است. چنان‌كه از نتايج پيداست، فيلتر فازي عصبي ژنتيک نسبت به فيلترهاي ديگر در حذف نويز قويتر عمل كرده است.

۴- نتيجه‌گيري

در اين تحقيق يك سيستم فازي عصبي ژنتيك براي كاهش نويز لكه‌اي در تصاوير سونوگرافي ارائه شد. در اين سيستم، اطلاعات به فرم فازي تبديل و نتيجه‌گيري‌ها به كمك منطق فازي انجام شد. تنظيم متغيرهاي فازي مانند تابع عضويت و وزن قواعد فازي به‌وسيله شبكة عصبي رو به جلوي چهار لايه و با استفاده از الگوريتم ژنتيك برخط انجام گرفت. نتايج نشان داد كه سيستم ياد شده در مقايسه با فيلترهاي غيرخطي و قوي مانند فيلترهاي ميانه و وينر داراي عملكرد بهتري در كاهش نويز لكه‌اي از تصاوير سونوگرافي است. همچنين با مقايسه فيلتر فازي عصبي ژنتيك برخط با يك عضو و فيلتر فازي عصبي ژنتيك كلاسيك با ۵۰ عضو مشاهده شد، اصلاح نويز در اين دو فيلتر نزديك به يكديگر است، هرچند فيلتر برخط نسبت به فيلتر كلاسيك از سرعت بسيار بالاتري در مرحلة آموزش برخوردار است.

مراجع

[1] Tsantis S, Dimitropoulos N, Ioannidou M, Cavouras D, Nikiforidis G; Inter-scale wavelet analysis for speckle reduction in thyroid ultrasound images; Computerized Medical Imaging and Graphics 2007; 31(3):117-127.

[2] Gupta S, Kaur L, Chauhan R C, Saxena S C; A versatile technique for visual enhancement of medical ultrasound images; Digital Signal Processing 2007; 17(3):542-560.

[3] Achim A, Bezerianos A, Tsakalides P ; Novel bayesian multiscale method for speckle removal in medical ultrasound images; IEEE Trans on Med Imag 2001; 20(8):772-783.

[4] Chirungrueng C, Suvichakorn A; Fast edge processing noise reduction for ultrasound images; IEEE Trans on Nucl Scien 2001; 48(3):849-854.

[5] Adam D, Beilin-Nissan S, Friedman Z, Behar V; The combined effect of spatial compounding and nonlinear filtering on the speckle reduction in ultrasound images; Ultrasonics 2006; 44(2):166-181.

[6] Li PC, Chen MJ; Strain compounding, a new approach for speckle reduction; IEEE Trans on Ultra Ferroelec and Freq Cont 2002; 49(1):39-46.

[7] Husbey O, Lie T, Longo T; Bayesian 2-D deconvolution , a model for diffuse ultrasound scattering; IEEE Trans on Ultra Ferroelec and Freq Cont 2001; 48(1):121-130.

[8] Abd-Elmoniem KZ, Kadad YM, Youssef AB; Real time ultrasound speckle reduction and coherent enhancement; Inter Conf on Imag Proc 2000; 1:160-163.

[9] Betrouni N, Vermandel M, Pasquier D, Maouche S, Rousseau J; Segmentation of abdominal ultrasound images of the prostate using a priori information and an adapted noise filter; Computerized Medical Imaging and Graphics 2005; 29(1): 43-51.

[10] Ritenour E, Nelson T, Raff U; Application of the median filter to digital radiographic images; In Proc IEEE Int Conf Acoust Spee Sig Proc 1998; 23(1):1-4.

[11] Loupas T, Mcdicken W, Allan P; An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images; IEEE Trans Circ Sys 1989; 36:129–135.

[12] Czerwinsky RN, Jones DL, O'Brien Jr WD; Ultrasound speckle reduction by directional median filtering; In Proc Int Conf Imag Proc 1995; 1:358–361.

[13] Hu J, Hu X; Application of median filter to speckle suppression in intravascular ultrasound images; In Proc 2nd Austral NewZea Conf Intel Inform Sys 1994;302–306.

[14] Fried R, Bernholt T, Gather U; Repeated median and hybrid filters; Computational Statistics & Data Analysis 2006; 50(9): 2313-2338.

[15] Lin T C, Yu P T; Partition fuzzy median filter based on fuzzy rules for image restoration; Fuzzy Sets and Systems 2004; 147(1): 75-97.

[38] General Genetic Neuro Fuzzy Algorithm

[16] Gupta K, Gupta R; Despeckle and geographical feature extraction in SAR images by wavelet transform; ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 2007; 62(6) 473-484.
[17] Ye W, Li X; A discrete problem on d-dimensional symmetric weighted median filters; Discrete Mathematics 2007; 23(3): 117-134.
[18] Simoncelli E, Adelson E; Noise removal via Bayesian wavelet coring; In Thir Int Conf Imag Proc 1996; 1:379–382.
[19] Zong X, Laine A, Geiser E; Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing; IEEE Trans Med Imag 1998; 17:532–540.
[20] Gagnon L, Jouan A; Speckle filtering of SAR images—A comparative study between complex-wavelet based and standard filters; In SPIE Proc 1997; 3169:80–91.
[21] Popescu M, Cristea P, Bezerianos A; Multiresolution distributed filtering: A novel technique that reduces the amount of data required in high-resolution electrocardiography; Future Gen Comp Sys 1999; 15:195–209.
[22] Papadimitriou S ,Bezerianos A; Multiresolution analysis and denoising of computer performance evaluation data with the wavelet transform; J Sys Archit 1996; 42:55–65.
[23] Lin CT, Juang CF; An adaptive neural fuzzy filter and its applications; IEEE Trans On Sys Man And Cyber-Part b: Cyber 1997; 27(4):635-656.
[24] Russo F; Evolutionary neural fuzzy system for data filtering; IEEE Inst And Meas Tech Conf St Paul Minnesola, USA 1998; 826-831.
[25] Cojbasic ZM Nikolic VD; An approach to neuro-fuzzy filtering for communications and control; 5th Inter Conf On Telecom In Mod Sat Cab And Broad Serv: TELSIKS 2001; 2:719-722.
[26] Hong X Harris Cj Wilson PA; Neurofuzzy state identification using prefiltering; IEE Proc. Cont.Theory Appl. 1999; 146(2):234-240.
[27] Russo F; Evolutionary neural fuzzy systems for noise cancellation in image data; IEEE Trans On Instr And Meas 1999; 48(5):915-920.
[28] Wong HS Guan L; A neural learning approach for adaptive image restoration using a fuzzy model-based network architecture; IEEE Trans Neur Net 2001; 12(3):516-531.
[29] Sinha SK Karray F; Classification of underground pipe scanned images using feature extraction and neuro-fuzzy algorithm; IEEE Trans On Neur Net 2002; 13(2):393-401.
[30] Boskovitz V Guterman H; An adaptive neuro fuzzy system for automatic image segmentation and edge detection; IEEE Trans On Fuz Sys 2002; 10(2):247-262.
[31] Rafiee A Moradi MH Farzaneh MR; Impulse noise reduction in sonography images by using neuro-fuzzy filters; Mach Visi And Imag Proc: MVIP2003 KhajehNasir Al-Din Toosi University Tehran Iran 2003: 102-109.
[32] Wang LX; Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis; Prentice Hall: Englewood Cliffs: NJ 1994.
[33] Durant EA Wakefield GH; Efficient model fitting using a genetic algorithm: pole-zero approximations of HRTFs; IEEE Trans On Spee And Aud Proc 2002; 10(1):18-27.
[34] Goldberg DE; Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning Reading; MA: Addison-Wesley; 1989.
[35] Russo M; Genetic fuzzy learning; IEEE Trans On Evolut Comput 2000; 4(3):259-273.
[36] Saifipour N; On-line Genetic Algorithm in Optimization and Control; Ph.D. Thesis Amirkabir University; 2002.