DOI: 10.22041/ijbme.2007.13488

Speckle Noise Removal by Genetic Neuro-Fuzzy System in Sonography Images

A. Rafiee[1*], M.H. Moradi[2], M.R. Farzaneh[3]

[1] Assistant professor, Electrical Department, Engineering School, Islamic Azad University; Kazeroun Branch, Kazeroun, Iran

[2] Associate Professor, Biomedical Engineering School, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, mhmoradi@aut.ac.ir

[3] Assistant professor, Radiology Department, Shiraz University of Medical Sciences and Health Services, Shiraz, Iran

Abstract

A new filter was designed and approved for speckle noise removal in sonography images. In this filter, a new idea is used by using neural network learning, fuzzy information and genetic algorithm optimization. The multi-layer perceptron neural network with binary weights is used in this filter. The neighborhood window of each pixel is used as input statistical features to estimate the noise level. Then it is fuzzificated and justified by simple fuzzy rules. The membership function width and network weights are optimized by on-line genetic algorithm. The on-line algorithm contains one individual, defined as a queen. In this algorithm, the next generation is created by using only the mutation operator. The performance of this filter was compared with the other speckle noise reduction techniques such as the median and homomorphic Wiener filters. Indeed, our proposed method is able to effectively remove speckle noises while preserving the quality of fine details in the image data better than the other methods. In this system, two classic and on-line GAs are used. The classic algorithm includes 50 strings. The results showed that both of the algorithms are the same in terms of noise reduction but the classic one is slower than the other one.

Keywords: Speckle noise; Neuro-Fuzzy system; On-Line Genetic algorithm; Classic genetic algorithm; Sonography images

* **Corresponding author**
Address: *Ali Rafiee, Electrical Department, Islamic Azad University- Kazeroun Branch, Kazeroun, Iran*
Tel: *+98 9171133925*
Fax: *+98 7212230508*
E-mail: *alirafiee_2000@yahoo.com*

DOI: 10.22041/ijbme.2007.13488

حذف نويز لكه‌اي از تصاوير سونوگرافي به كمك سيستم بر خط فازي عصبي ژنتيك

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

[۱] استاديار بخش برق، دانشكده فني و مهندسي، دانشگاه آزاد اسلامي واحد كازرون، كازرون

[۲] دانشيار گروه بيوالكتريک، دانشكدة مهندسي پزشكي، دانشگاه صنعتي اميركبير، تهران mhmoradi@aut.ac.ir

[۳] استاديار بخش راديولوژي، دانشگاه علوم پزشكي شيراز، شيراز

چكيده

در اين تحقيق فيلتر جديدي براي حذف نويزهاي لكه‌اي از تصاوير سونوگرافي طراحي شده است. فيلتر طراحي شده فيلتري با قابليت‌هاي يادگيري شبكه‌هاي عصبي، تطبيق اطلاعات با قالب فازي و بهينه شدن متغيرها بر اساس الگوريتم ژنتيك تك عضوي است. شبكة عصبي به كار رفته يك شبكة چهار لاية رو به جلو با وزن‌هاي باينري است. ورودي در پنجره‌اي از همسايگي‌هاي پيكسل مورد پردازش فازي شده و به كمك قواعد سادة فازي مناسب آن اصلاح مي‌شود. پهناي توابع عضويت و وزن‌هاي شبكه متغيرهايي‌اند كه توسط الگوريتم ژنتيك برخط (با يك عضو) و فقط با استفاده از عملگر جهش بهينه مي‌شوند. نتايج به دست آمده نشان مي‌دهد كه اين فيلتر سريع و هوشمند نسبت به فيلترهاي استاندارد مانند ميانه و وينر قدرت حذف نويز بالاتري دارد. همچنين با مقايسه اين فيلتر با فيلتر فازي عصبي با الگوريتم يادگيري ژنتيك با ۵۰ عضو جمعيت مشاهده شد كه قابليت كاهش نويز در هر دو نوع فيلتر مشابه بوده است هرچند سرعت يادگيري در فيلتر طراحي شده بسيار بيشتر است.

واژه‌هاي كليدي: نويزلكه‌اي؛ سيستم فازي عصبي؛ الگوريتم ژنتيك برخط؛ الگوريتم ژنتيك كلاسيک؛ تصاويرسونوگرافي

* عهده‌دار مكاتبات

نشاني: كازرون دانشگاه آزاد اسلامي بخش برق

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

۱- مقدمه

سونوگرافي به عنوان يكي از روش[1]هاي تـصويربرداري از اعضاء و بافت‌هاي نـرم بـدن انـسان بـه طـور وسـيعي در تـشخيص‌هـاي پزشـكي اسـتفاده مـي‌شـود. ايـن روش تصويربرداري به علت غيرتهاجمي بودن[2]، انعطاف‌پـذيري، قابليت انتقال، هزينة نسبتاً كم و عدم اسـتفاده از پرتوهـاي يونيزه كننده در اغلب موارد بر روش‌هاي ديـگر تــرجيح داده مي‌شود [۲،۱]. كيفيت پايين تصاوير سونوگرافي يكـي از مشكلات آنهاست كه اغلب بر اثر نـويز لكـه‌اي[3] ايجـاد مي‌شود. وجود چنـين لكـه‌اي در ايـن تـصاوير نـامطلوب است، زيرا اين نويز تصاوير را خراب و تفسير و تشخيص آنها را تحت تأثير قرار مـي‌دهـد. بنـابراين فيلتـر كـردن و كاهش نويز مرحله‌اي مهم، قبل از اسـتخراج ويژگـي‌هـا و بازشناسي تصاوير سونوگرافي محسوب مي‌شـود. لكـه بـر اثر تداخل امواج بازگشتي از اعضاء مختلف بـدن در يـك حجم نمونه (منبع همسان و آشكارساز غيرهمسان) ايجاد مي‌شود و به حالتي مربوط است كه فركانس انتخاب شـده مناسـب نباشـد [۳-۸]. نـاهمبـسته بــودن[4] سـيگنال‌هـاي بازگشتي[5] بر اثـر عـواملي از جملـه تغييـر حجـم هندسـي عنصر، تغيير فاز در اثر تغييـر مكـان ديـافراگم، نـاهمواري صفحة تصويربرداري و يا فركانس تصويربرداري به وجود مي‌آيد. به عنوان مثال، در تصويربرداري از كليه و كبـد بـه دليل كوچک بودن ساختار دروني ايـن اعـضاء، اسـتفاده از سيگنال با طول موج بالا باعث ايجاد تصوير بـا نـويز بـالا مي‌شود.

به منظور كاهش دادن نويز لكه‌اي روش‌هـاي متعـددي پيشنهاد شده است. فيلترهـاي خطـي ماننـد متوسـط‌گيـري بـراي كـاهش نـويز لكـه‌اي مناسـب نيـستند زيـرا عناصـر فركانس بالا مانند لبه‌ها و جزئيـات تـصوير را نيـز حـذف مي‌كنند. شايان ذكر است روش‌هاي متوسط‌گيري زماني در مــراجع [۳،۴] براي كاهش نويز لكه‌اي پيشنهاد شـده‌انـد. در اين روش‌ها براي حذف نويز از عنصر، در لحظـه‌هـاي متوالي تصويربرداري صـورت مـي‌گيـرد و متوسـط‌گيـري انجام مي‌شود. عواملي مانند فشار بر بافت‌ها در جهت‌هاي مختلـف و نـادقيق بـودن تطبيـق مكـاني از معايـب ايـن روش‌هاسـت. تـصويربرداري از عــضو مــورد نظــر در فركانـسهاي مختلـف و متوسـط‌گيـري آنهـا، از جملـه روش‌هاي ديگر كاهش نويز لكه‌اي بـه شـمار مـي‌رود. در اين روش شدت روشنايي[6] تصوير با ضـريب جـذر تعـداد تـصاوير اصـلاح مـي‌شـود [۴]. ايـن روش تـصويربرداري پرهزينه و زمان بر است.

فيلتر ميانه يكي از روش‌هـاي مناسـب در حـذف نـويز لكه‌اي اسـت [۹-۱۶]. در مرجـع [۱۱] يـك فيلتــر ميانـه وزن‌دار تطبيقي ارائه شده است كه بـه طـور مـؤثري نـويز لكه‌اي را كاهش مي‌دهد. اين فيلتر قادر به حفـظ جزئيـات تصوير نيست زيرا يك فيلتر پايين گـذر اسـت. فيلترهـاي ميانه وفقي[7] ديگـري نيز پيشنهـاد شده‌انـد كـه در كـاهش دادن نويز لكه‌اي با حفظ لبه‌هـاي تـصوير مـؤثر بـوده‌انـد [۱۲-۱۶]. اين فيلترها بر اساس پنجرة همسايگي[8] پيكـسل مورد پردازش عمل مي‌كننـد و يكـي از ضـعف‌هـاي آنهـا وابستگي به ابعاد پنجرة همـسايگي اسـت. هـر چـه ابعـاد پنجره بزرگتر باشد، قابليت حذف نـويز و همچنـين زمـان اجراي پردازش بيشتر مي‌شود.

ايده‌هاي ديگر حذف نـويز لكـه‌اي، تبـديل تـصوير بـه گونه‌اي است كه نـويز ضـرب‌شـونده[9] بـه جمـع‌شـونده[10] تبديل شود. در اين روش‌ها با اعمال عملگـر لگـاريتم بـه تصوير، نويز لكه‌اي ضرب‌شونده به يك نويز جمـع‌شـونده تبديل مي‌گردد. در نتيجـه از فيلترهـاي مخـتص نويزهـاي جمـع‌شـونده اسـتفاده و بعـد از حـذف نـويز، عملگـر آنتي‌لگاريتم به تصوير اعمال مي‌شـود. جـين[11]، بـا اعمـال تابع لگـاريتم بـه تـصوير و تبـديل نـويز لكـه‌اي بـه نـويز جمع‌شونده، از فيلتر وينر[12] براي كاهش نويز استفاده كرده است [۵] كه در نهايت با اعمال تابع نمايي، تـصوير فيلتـر شده در خروجي ظـاهر مـي‌شـود. در ايـن روش، در صورت وجود نـويز جمـع‌شـونده حـذف نـويز بخوبـي 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[۱۳] 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"[۱۴] مي‌نامند. در روش جدا كردن نويز از تصوير اصلي به كمک 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[۱۵] 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 كمک 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[۱۶] 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[۱۷] با قابليت همدوس[۱۸] 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:

$$I(x,y)= P(x,y). S_m(x,y) + S_a (x,y), \quad (x,y) \varepsilon Z^2 \quad (1)$$

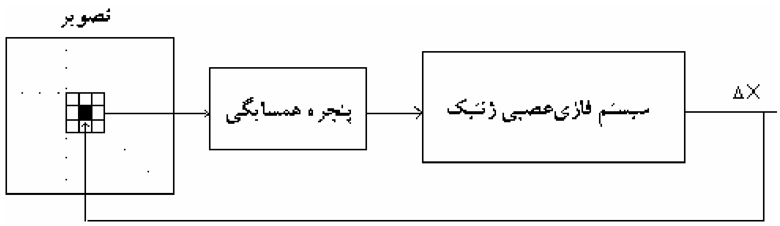
كه در آن، Z^2، فضاي تصوير دوبعدي؛ $I(x,y)$، تصوير نويزي؛ $P(x,y)$، عنصر اصلي تصوير (بدون نويز)؛ $S_m(x,y)$، بخش ضرب شوندة نويز لكه‌اي و $S_a(x,y)$ بخش جمع‌شوندة اين نويز است. معمولاً اثر قسمت جمع‌شونده نسبت به قسمت ضرب‌شونده بسيار كمتر است و مي‌توان از اين بخش صرف‌نظر كرد و رابطة ۲ را به عنوان مدل تصوير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

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

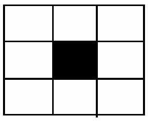
۲-۲- ساختار فازي عصبي ژنتيك

در اين ساختار، هستة مركزي يك شبكة عصبي رو به جلو چهار لايه است. اطلاعات ورودي در اين ساختار، فازي مي‌شوند. وزن‌هاي شبكه[۱۹] 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.

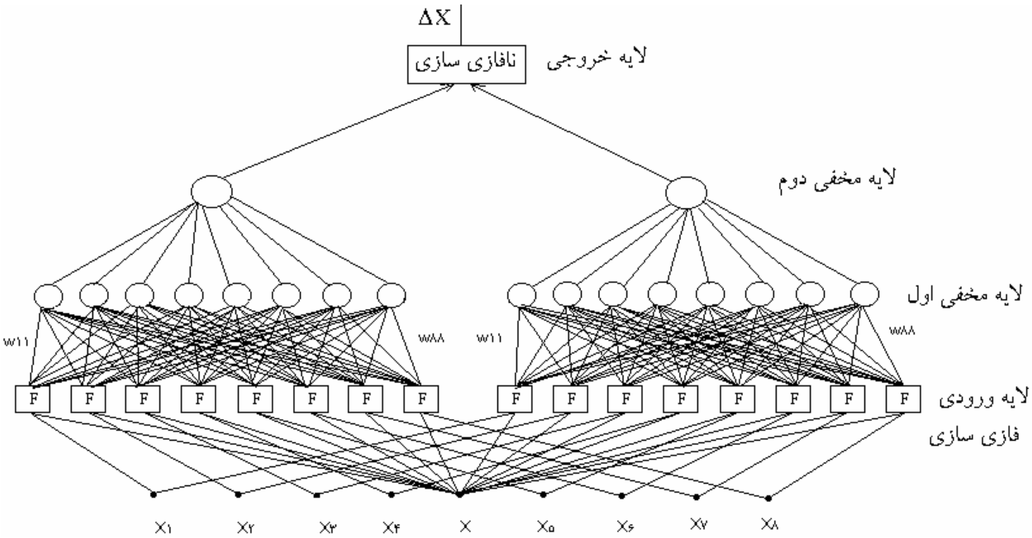
[13] Wavelet Transform
[14] Wavelet Noise Reduction
[15] Baysian Theory
[16] On-line
[17] Imaging Devices
[18] Coherence
[19] Network Weights



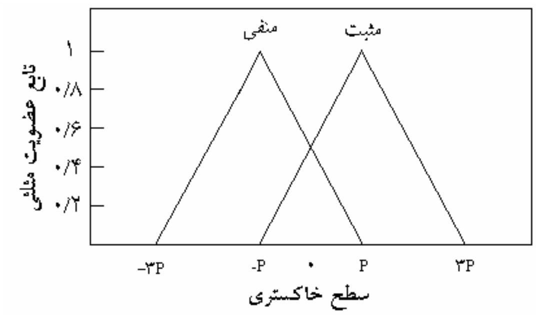
شكل ۱- ساختار كلي سيستم فازي عصبي ژنتيك در كاهش نويز لكه‌اي



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 فـازي ايجـاد مـي‌شـوند. تركيـب قواعـد فـازي در لايه‌هاي مخفـي شـبكة عـصبي انجـام مـي‌شـود و در لايـة خروجي نيز با فازي‌زدايي[۲۱] نتايج، اطلاعـات اصـلاح شـده به دست مي‌آيد.

۲-۲-۱-۱- لاية ورودي

در اين لايه ۸ گره وجود دارد. مقادير پنجرة همـسايگي بـه اين لايه وارد مي‌شـوند. در ايـن لايـه اخـتلاف پيكـسلهاي پنجرة همسايگي بـا پيكـسل مركـزي (مـورد پـردازش) بـه كمـك تـابع عـضويت مثلثـي فـازي مـي‌شـود [۳۲]. تـابع عضويت مثلثي يك تابع ساده است كه پهناي آن بـه عنـوان متغيـر قابـل تنظـيم در شـبكه در مرحلـة يـادگيري بهينـه مي‌شود (شكل۴) .

مجموعة فازي داراي دوحالت (P, N) مي‌باشد. بنـابراين در لاية ورودي دو زيرلايه[۲۲] براي فازي كردن مقادير با هـر كدام از اين حالت‌ها وجـود دارد. يكـي از ايـن زيرلايـه‌هـا بـراي مجموعـه P و ديگـري بـراي مجموعـه N اسـتفاده مي‌شود. روابط زير عملكرد لاية ورودي شبكة فازي عصبي را نشان مي‌دهند.

$$\Delta X = X_i - X \quad (۳)$$

$$O_{i1}^{1} = \mu_p(\Delta X_i) \quad (۴)$$

$$O_{i2}^{1} = \mu_n(\Delta X_i) \quad (۵)$$

μ_p و μ_n بـه ترتيـب توابـع عـضويت مربـوط بـه مجموعه‌هاي P (مجموعة مثبت فازي) و N (مجموعة منفي فازي) انـد. $O^{(1)}_{i1}$ خروجـي گـرة iام از زيرشـبكة[۲۳] اول و $O^{(1)}_{i2}$ خروجـي گـرة iام از زيرشـبكة دوم در لايـة ورودي است. توابع عضويت مثلثـي بـراي مجموعـه‌هـاي مثبـت و منفي به فرم زير تعريف مي‌شوند:

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

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

براي وفقي كردن فيلتر، پهناي تابع عـضويت مثلثـي (P) به عنوان يكي از متغيرهاي قابل تنظيم در نظر گرفتـه شـده است. هر چه مقدار P كمتر باشد پهناي باند فيلتـر كمتـر و فيلتر تيزتر مي‌شود، بنابراين مقدار بالاتر اين متغير، فيلتـري با پهناي باند بيشتر ايجاد مي‌كند. متغير P مقداري بـين ۰ و ۲۵۵ اتخاذ مـي‌كنـد و بـه عنـوان عـددي ۸ بيتـي در رشـتة دودويي ژنتيكي[۲۴] قرار مي‌گيرد.

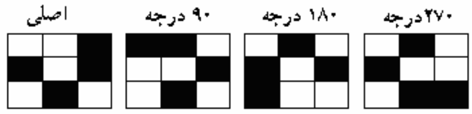
۲-۲-۱-۲- لاية مخفي اول

در اين لايه قواعد فازي تشكيل مي‌گردند. وزن‌هاي بين اين لايه و لاية ورودي باينري بوده و در دو زيرشبكه برابرند. با توجه به بايتري بـودن وزن‌هـا اثـر بعـضي از پيكـسل‌هـاي پنجرة همسايگي در گـره‌هـاي ايـن لايـه حـذف مـي‌شـود. 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 وزن‌هـاي وارد شـده بـه گرة Jام از اين لايه به‌ترتيب از چپ به راست و از بـالا بـه پـايين برابـر بـا (۰، ۰، ۱، ۱، ۱، ۰، ۱، ۰) بـاشنـد، تنهـا پيـكـسل‌هـاي $X_۳$، $X_۴$، $X_۵$، $X_۷$ در الگـوي همـسايگي شركت مـي‌كننـد و قاعـدة فـازي مربـوط بـه ايـن گـره را مي‌سازند. بقية پيكسل‌هاي پنجرة همسايگي نقشي در قاعدة فازي اين گره ندارند.

هر زيرشبكه در اين لايه داراي ۸ گره است. براي هـر گـره يك قاعده بر اساس الگوي همسايگي ايجاد مـي‌شـود. سـه الگوي متقارن ديگر متناسب با الگوي اصلي و با زاويه‌هـاي چرخش ۹۰، ۱۸۰ و ۲۷۰ درجه به وجود مي‌آيند. براي هـر كـدام از ايـن الگوها نيـز يـك قاعـدة فـازي مـشابـه بـا الگوي اصلي ايجـاد مـي‌شـود. بـراي مثـال فـوق الگوهـاي متقارن بـه صـورت (۱، ۱، ۰، ۰، ۱، ۰، ۱، ۰) بـا ۹۰ درجـه، (۰، ۱، ۰، ۱، ۱، ۱، ۰، ۰) بـا ۱۸۰ درجـه

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

چرخش و (۰، ۱، ۰، ۱، ۰، ۰، ۱، ۱) با ۲۷۰ درجه 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 منفي 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 با AVE[25] (متوسط گيري) و بين الگوها با MIN[26] (حداقل) جايگزين شده است. روابط زير عملكرد اين لايه را مشخص مي‌كنند:

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

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

$O^{(2)}_{i1}$ خروجي گرة iام از زيرلاية مثبت و $O^{(2)}_{i2}$ خروجي گرة i ام از زيرلاية منفي در لاية مخفي اول است. $O^{(1)}_{k1}$ و $O^{(1)}_{k2}$ خروجي‌هاي گرة k ام از زيرلايه‌هاي 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 الگوي lام (۴ الگو اصلي و متقارن وجود دارد) است. وزن‌ها در دو زيرشبكه يكسان انتخاب شده‌اند. اين وزن‌ها در مرحلة آموزش شبكه به عنوان متغيرهاي قابل تنظيم بهينه مي‌شوند. به ازاي هر وزن يك بيت (۰ يا ۱) در رشتة ژنتيكي قرار مي‌گيرد.

۲-۲-۱-۳- لاية مخفي دوم

در اين لايه، قواعد به دست آمده از الگوهاي لاية قبلي تركيب مي‌شوند. براي تركيب قواعد از عملگر MAX[27] (حداكثر) استفاده مي‌شود. خروجي‌هاي زيرلايه‌هاي اين لايه تخميني از مقادير نويزهاي مثبت و منفي است كه در پردازش پيكسل مورد نظر به دست آمده است. خروجي‌هاي اين لايه به صورت زير به دست مي‌آيد:

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

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

$O_1^{(3)}$ خروجي زيرلاية مثبت و $O_2^{(3)}$ خروجي زيرلاية منفي در لاية مخفي دوم است.

۲-۲-۱-۴- لاية خروجي

در اين لايه خروجي‌هاي دو زيرلايه از لاية مخفي دوم تركيب و مقدار نهايي نويز به دست مي‌آيد. در اين لايه عمل فازي‌زدايي نيز انجام مي‌گيرد. از روش متوسط مركزها براي فازي‌زدايي استفاده شده است. تابع عضويت فازي خروجي نيز همانند ورودي‌ها يك تابع عضويت 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. $O_1^{(3)}$ خروجي زيرلاية مثبت و $O_2^{(3)}$ خروجي زيرلاية منفي در لاية مخفي دوم و P متغير مركز تابع عضويت‌اند. براي اصلاح پيكسل، ميزان نويز تخمين زده شده از مقدار پيكسل كم مي‌شود:

$$\tilde{X} = X - \Delta X \qquad (۱۳)$$

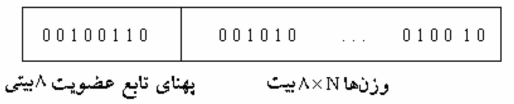
$\tilde{X}$، مقدار اصلاح شده پيكسل؛ X، پيكسل نويزي و ΔX مقدار نويز به دست آمده مي‌باشد.

۲-۲-۲- الگوريتم ژنتيك برخط

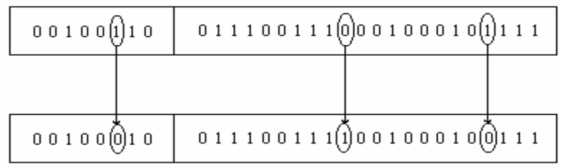
در اين سيستم از الگوريتم ژنتيك برخط[28] براي يادگيري شبكه و تنظيم متغيرهاي فيلتر استفاده شده است. بيشتر كاربردهاي الگوريتم ژنتيك بر اساس جمعيتي با تعداد نسبتاً زيادي از اعضا طراحي شده‌اند [۳۱، ۳۳-۳۵]. دراين تحقيق از الگوريتم ژنتيك با فقط يك عضو استفاده شده

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

است [۳۶]. اين عضو ژنتيكي بـه عنـوان ملكـه[29] اسـتفاده مي‌شود. براي توليد عضو نسل بعـدي از عملگـر جهـش[30] استفاده مي‌شود. عملگر جهش بر قسمتي (چند بيـت[31]) از ملكه اعمال مي‌گـردد. عـضو جديـد بـا ملكـه بـر اسـاس شاخص‌هاي ارزيابي مقايـسه شـده و هركـدام از آنهـا كـه كارايي بيشتري داشته باشند به عنوان ملكه انتخاب و توليد نسل به همين ترتيب ادامه مي‌يابد. از طريق معـادل كـردن 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 كـه 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 سيسـتم بهتـرين پاسـخ‌هـا (خروجـي سيـستم) بـا اعمـال جهش به ۳ تا ۱۰% بيـت‌هـا (۲ تـا ۷ بيـت در يـك رشـتة ۷۲بيتي) به دست آمد.

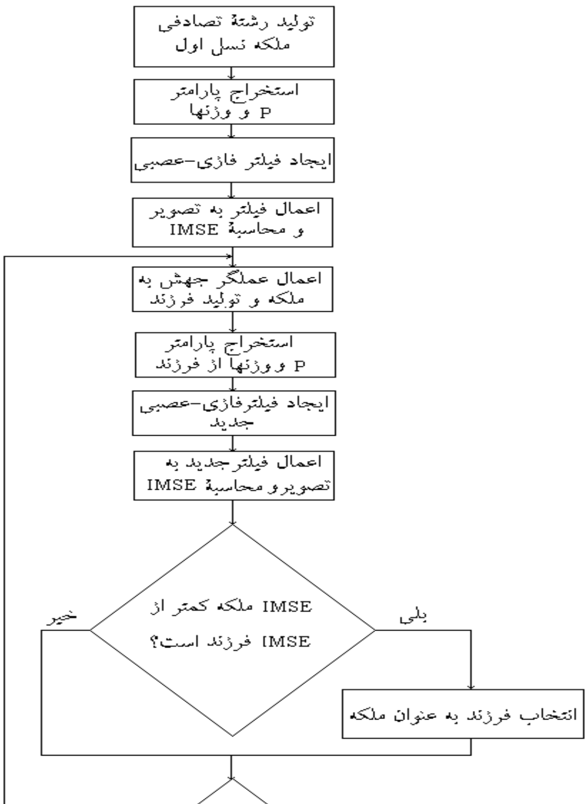


شكل ۶- رشتة باينري عضو ژنتيكي



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

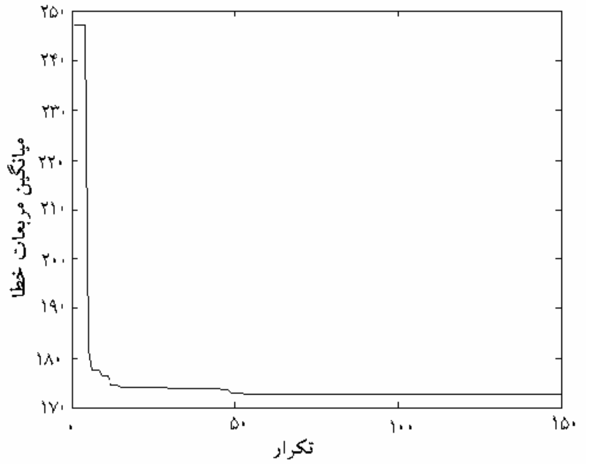
[29] Queen [30] Mutation [31] Bit [32] Marcov Chain
[33] Fitness Function [34] Inverse Mean Square Error

با اعمال عملگر جهش به ملكه، فرزند يا عنصر نسل بعدي به دست مي‌آيد. متغيرهاي شبكه 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 ملكه و فرزند، عنصر با مقدار بيشتر به عنوان ملكة برازنده در توليد نسل بعدي به كار گرفته مي‌شود. براي خاتمة الگوريتم معيار حداكثر 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 شبكه استفاده مي‌شود. بعد از آموزش شبكه و بهينه شدن متغيرها با توجه به خصوصيات تصوير و نويز، مي‌توان براي آزمايش فيلتر از تصاوير جديد استفاده كرد. ابتدا متغيرهاي فيلتر به صورت تصادفي انتخاب مي شوند. براي آموزش فيلتر، تصاوير سونوگرافي به نويز لكه‌اي 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 پيكسل همراه با پنجرة همسايگي آن به فيلتر وارد مي‌شود. در خروجي فيلتر مقدار نويز تخمين، از مقدار پيكسل كاسته و مقدار اصلاح شده جايگزين آن مي‌گردد.

تصاوير سونوگرافي استفاده شده داراي ۲۵۶ سطح خاكستري هستند. تعداد بيت مورد جهش حدوداً ۴% كل بيت‌ها (۳ بيت در رشتة ۷۲ بيتي) و تعداد حداكثر تكرار توليد نسل برابر با ۱۵۰ در نظر گرفته شده است. در شكل ۹، منحني تغييرات MSE[36] در مرحلة آموزش براي هر ملكه در آن نسل نشان داده شده است. بر اساس همين شكل الگوريتم در تعداد مراحل نزديك به ۶۰ به حداقل مقدار MSE رسيده است. فيلتر مرحلة آخر آموزش شبكه به عنوان فيلتر نهايي در مرحلة آزمايش سيستم به كار مي‌رود. مرحلة آموزش فيلتر در يك رايانه شخصي مدل DURAN AMD با فركانس MHz ۸۰۰ حدود ۳۰ دقيقه به طول انجاميد.



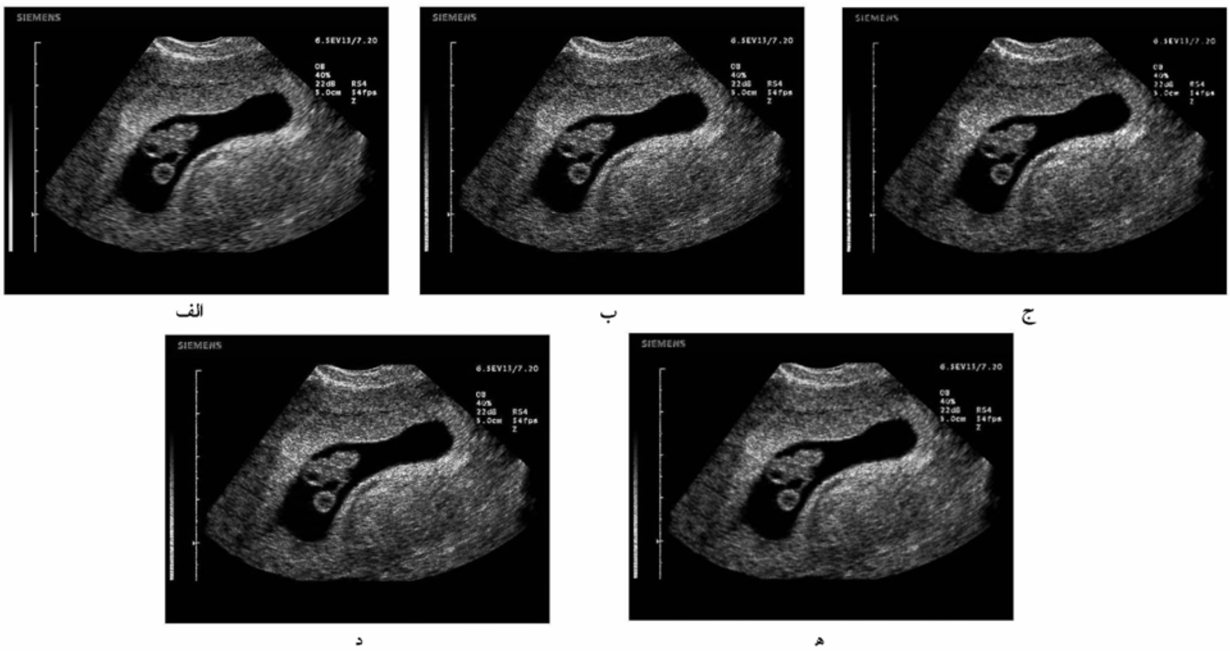
شكل ۹- منحني تغييرات MSE در مراحل آموزش شبكة فازي عصبي

در مرحلة آزمايش فيلتر، تصاوير جديد سونوگرافي را به نويز لكه‌اي با پراكندگي[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 عملكرد فيلتر فازي عصبي ژنتيك، فيلترهاي استاندارد ميانه و وينر نيز به اين تصاوير اعمال شد كه نتايج آن در جدول ۱ و شكل ۱۰ ارائه شده است. همانگونه كه از جدول ۱ پيداست، فيلتر طراحي شده به عنوان يك فيلتر جديد در حذف نويزهاي لكه‌اي نسبت به فيلترهاي ميانه و وينر با ابعاد همسايگي مختلف قابليت بيشتري دارد. در شكل ۱۱ تصوير اصلي سونوگرافي از رحم و تخمدان، تصوير آغشته به نويز لكه‌اي با واريانس ۰/۳، تصويرهاي فيلتر شده با فيلترهاي ميانه و فازي عصبي ژنتيك برخط نشان داده شده است.

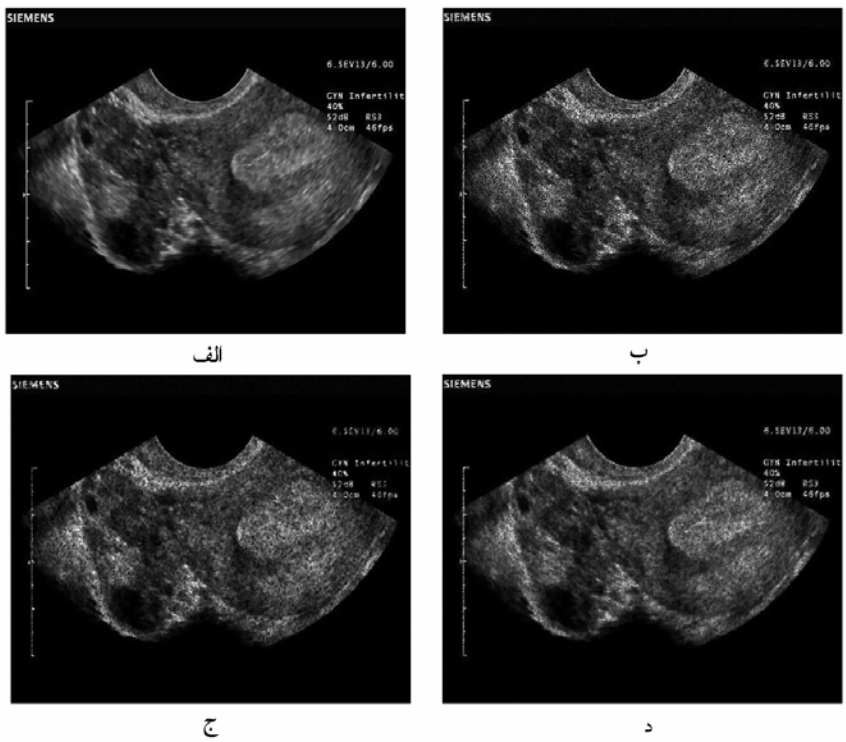
جدول ۱- مقدار MSE خروجي فيلترها براي نويز لكه‌اي با واريانس‌هاي ۰/۳، ۰/۲ و ۰/۰۲

	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 ژنتيك	۶۵/۲۳	۱۸۲/۰۸	۲۴۷/۲۱

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



شکل 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



شکل 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

شـكل ۱۰-الـف تـصوير سـونوگرافي از كيـسة زرده و جنين سه ماهه را نشان ميدهـد. در شـكل ۱۰-ب تـصوير نويزي با واريانس ۰/۲ و در شـكل ۱۰-ج تـا ه بـهترتيـب تصويرهاي فيلتر شده با فيلترهـاي وينـر، ميانـه و سيـستم فازيعصبي ژنتيك قابل مشاهده است. چنانكـه در شـكل ۱۰ مشخص است فيلتر طراحي شده در اين تحقيق نـسبت به فيلترهاي ميانه و وينر از قابليت بيشتري در حذف نـويز برخوردار است.

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

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

نتايج فيلتر فازي عصبي ژنتيك تك عضوي با فيلتر فازي‌عصبي ژنتيك معمولي[38] [۳۱] نيز مقايسه گرديد (جدول ۲). نتايج اين فيلتر كه مرحلهٔ 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 مشاهدهٔ 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 شبكهٔ 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 مرحلهٔ 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.