

## کلاس بندی بافت تصاویر سونوگرافی بیماریهای منتشر کبدی با استفاده از تبدیل موجک

اکبر مصطفی<sup>۱</sup>، علیرضا احمدیان<sup>۲\*</sup>، محمدجواد ابوالحسنی<sup>۱</sup>، معصومه گیتی<sup>۳</sup>

۱- دانش آموزانه کارشناسی ارشد فیزیک پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران

۲- استادیار گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران و مرکز تحقیقات علوم و تکنولوژی در پزشکی تهران

۳- استادیار گروه رادیولوژی، دانشگاه علوم پزشکی تهران

تاریخ دریافت نسخه اصلاح شده: ۸۴/۹/۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۸۵/۲/۶

### چکیده

**مقدمه:** یکی از مشکلاتی که در مورد بیماران مزمن کبدی با آن مواجه هستیم، رویه تشخیص است. روش تشخیصی متداول برای اینگونه بیماریها عمدتاً بر بیوپسی کبد استوار است که یک روش تهاجمی می باشد. مشخصه اصلی مورد استفاده برای تمایز میان کبد نرمال، هیپاتیت و سیروز عبارتست از خصوصیت بافت سطح کبد. در این بررسی ابتدا یک تبدیل موجک بهینه بنام موجک گابور را معرفی نمودیم، سپس سه نوع از روشهای استخراج ویژگیهای بافت شامل روش آماری، روش تبدیل موجک دیادیک و روش تبدیل موجک گابور را مورد ارزیابی قرار دادیم. نتایج حاصل از تبدیل موجک دیادیک با موجک گابور مقایسه گردیده است.

**مواد و روشها:** الگوریتم پیشنهادی، بر تصاویر سونوگرافی کبدی، در سه گروه متمایز شامل کبد نرمال، کبد مبتلا به هیپاتیت و سیروز کبدی اعمال شده است. در بررسی ما، ۵۰ تصویر نمونه از هرگروه بکار رفته اند. این تصاویر مربوط به بیمارانی می باشند که قبلاً توسط بیوپسی تشخیص داده شده اند.

تصاویر مذکور با استفاده از یک دستگاه Toshiba Sonolayer SSA250A و ترانسدایوسر ۳/۷۵ مگاهرتزی واقع در مرکز بیمارستانی Cheng Kung کشور تایوان دریافت گردیده اند. برای هر تصویر، یک ناحیه مورد نظر (ROI) با ابعاد ۷۵ \* ۳۵ پیکسل انتخاب شده است. ناحیه ROI بگونه ای انتخاب می شود که فقط بافت کبد را دربر بگیرد و شامل رگهای خونی یا مجاری صفراوی نباشد.

از «روش حداقل فاصله» برای کلاس بندی استفاده شده به منظور ارزیابی نتایج تشخیصی، دو کمیت «حساسیت» و «ویژگی» برای هر روش محاسبه شده اند.

**نتایج:** نتایج حاصله نشان می دهد که در تصاویر مربوط به هیپاتیت، موجک گابور دارای حساسیت ۸۵٪ می باشد، در حالیکه موجک دیادیک حساسیتی برابر ۷۷٪ دارد. از سوی دیگر در تصاویر مربوط به سیروز کبدی، موجک گابور حساسیت ۸۶٪ بدست می آورد در حالیکه حساسیت موجک دیادیک برابر با ۷۸٪ است.

نسبت اختصاصیت موجک گابور در تصاویر هیپاتیت و سیروز به ترتیب برابر ۷۷٪ و ۷۹٪ می باشد، این ارقام برای موجک دیادیک به ترتیب برابر با ۶۵٪ و ۷۲٪ می باشد.

**بحث و نتیجه گیری:** بر مبنای بررسی های ما در کلاس بندی بافت، تبدیل موجک گابور مناسب تر از تبدیلات موجک دیادیک و روش های آماری است، زیرا منجر به دقت کلاس بندی بالاتری می گردد. یکی از عوامل اصلی این امر آنستکه تبدیل موجک دیادیک بخشی از نواحی فرکانس میانی را از دست می دهد، در حالیکه موجک گابور تمام نواحی فرکانسی را حفظ می کند. بر مبنای مشاهدات ما بنیادی ترین اطلاعات مربوط به بافت، عمدتاً در نواحی با فرکانس میانی متمرکز شده است. بنابراین با استفاده از موجک گابور، یک تجزیه انعطاف پذیرتر در تمام باند فرکانسی قابل دستیابی است که منجر به قابلیت بالایی در جداسازی اطلاعات بافت می گردد. (مجله فیزیک پزشکی ایران، دوره ۲، شماره ۷، تابستان ۸۴: ۶۷-۶۷)

**واژگان کلیدی:** کلاس بندی بافت، استخراج ویژگی، موجک گابور، تحلیل بافت، ممانهای آماری

\* نویسنده مسؤول: علیرضا احمدیان

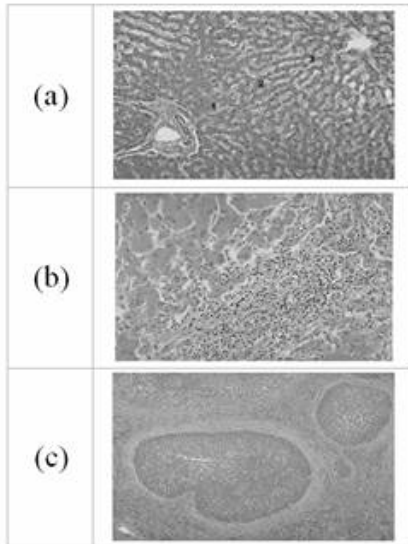
آدرس: گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشکده پزشکی،

دانشگاه علوم پزشکی تهران ahmadian@sina.tums.ac.ir

تلفن: ۸۸۹۷۳۶۵۳ - (۰۲۱) ۹۸+

## ۱- مقدمه

مشخصه اصلی مورد استفاده برای تمایز میان کبد نرمال، هپاتیت و سیروز عبارتست از بافت سطح کبد. در شکل (۱) تصاویر پاتولوژیک این سه حالت نشان داده شده است:



شکل ۱- تصاویر پاتولوژیک کبد در سه حالت: (a) نرمال (b) هپاتیت (c) سیروز

در تحلیل بافت، مشکلترین مسئله عبارتست از تعریف مجموعه ای از ویژگیهای معنی دار بطوریکه مشخصات بافت را شامل شوند. راهکارهای متعددی برای این مسئله وجود دارد از قبیل ماتریسهای سطوح خاکستری حوزه مکان [۳]، طیف توان فوریه [۴]، روشهای آماری تفاضل سطوح خاکستری [۵] و غیره. این روشها اگرچه در تحلیل بافتهای طبیعی به نتایجی می رسند، ولی برای کلاسه بندی تصاویر سونوگرافی کبد به حد کافی قابل اطمینان نیستند.

اخیرا روشهای تحلیل چند تفکیکه، قابلیت بالایی را برای توصیف بافت از خود نشان داده اند. مزیت این روشها از دیدگاه مکان-فرکانس در حداکثرسازی تمرکز همزمان انرژی در هر دو حوزه مکان و فرکانس می باشد [۶].

روش تصویربرداری فراصوت، بعنوان یک روش تشخیصی موثر برای مشاهده اعضا و بافت نرم در ناحیه شکمی، مقبولیت گسترده ای یافته است.

بازتاب های فراصوتی از بافتهای بدن که بصورت یک تصویر B-mode مشاهده می شوند، تشکیل یک الگوی بافت را می دهند که مشخصه ای از بافت مورد بررسی و سیستم تصویر برداری است. یکی از کاربردهای تشخیصی امواج فراصوت، تصویربرداری از کبد است. تصاویر B-mode حاصله ساختارهای دانه ای مختلفی را بصورت بافت ایجاد می کنند. بنابراین مسئله تحلیل تصاویر فراصوت، به مسئله کلاسه بندی بافت منجر خواهد شد. بافت یک ویژگی تصویر است که مشخصات مهمی را در مورد میزان زبری و نرمی سطح و اشیاء موجود در تصویر فراهم می کند [۱]. تحلیل بافت، شاخه مهمی از پردازش تصویر است که دارای کاربردهای فراوانی نظیر سنجش از دور، بازرسی کیفیت و تصویر برداری پزشکی می باشد.

در بیماریهای مزمن کبدی، شدت بیماری بسیار متغیر است و می تواند از حالت سالم ناقل تا سیروز کبدی تغییر کند. روش تشخیصی متداول برای اینگونه بیماریها عمدتاً بر بیوپسی کبد استوار است که یک روش تهاجمی می باشد [۲]. البته باید به خاطر داشت که سنجش پاتولوژیک این بیماریها می تواند بر اثر خطای نمونه گیری<sup>۱</sup> در نمونه بیوپسی، دچار اشتباه شود. لیکن در مطالعه حاضر بعنوان استاندارد پلائی مورد نظر است. بنابراین پایه ریزی یک روش غیرتهاجمی مورد اعتماد برای ارزیابی تغییرات بافت شناسی در تصاویر سونوگرافی، پیشرفت بزرگی در تشخیص بیماریهای مزمن کبدی محسوب می شود.

## 1 - Sampling Error

کلاسه بندی بیماریهای منتشر کبدي با تبدیل موجک

$$\psi_{mn}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \quad (1)$$

که در آن  $m$  و  $n$  به ترتیب شاخصهای مربوط به تغییر مقیاس و انتقال می باشند.

تابع موجک مادر از توابع مقیاس<sup>۵</sup>  $\phi(t)$  طبق روابط زیر بدست می آید :

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_0(k) \phi(2t - k) \quad (2)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_1(k) \psi(2t - k) \quad (3)$$

که در آن  $\phi(t)$  تابع مقیاس،  $\psi$  تابع موجک و  $h_0$  و  $h_1$  به ترتیب فیلترهای پایین گذر و بالاگذر می باشند.

بسط تابع  $f(t)$  برحسب توابع  $\phi(t)$  و  $\psi$  بصورت زیر می باشد:

$$f(t) = \sum_k c_j(k) 2^{j/2} \phi(2^j t - k) + \sum_k d_j(k) 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (4)$$

که در آن  $c_j$  و  $d_j$  به ترتیب ضریب مقیاس و ضریب موجک در مقیاس  $j$  می باشند. بسط فوق را تبدیل موجک تابع  $f(t)$  می نامیم.

در کاربردهای عملی، مستقیماً به توابع  $\phi(t)$  و  $\psi$  نمی پردازیم، بلکه فیلترهای  $h_0$  و  $h_1$  مورد استفاده قرار می گیرد. برای تجزیه یک سیگنال به مولفه های تبدیل موجک، از بانک فیلتر شکل (۲) استفاده می شود.

استفاده از تبدیل موجک بعنوان یک روش تحلیل چند تفکیکه برای توصیف بافت، نخستین بار توسط ملات<sup>۱</sup> پیشنهاد شد [۷]. پیشرفتهای اخیر در تبدیل موجک، ابزار تحلیلی چند تفکیکه خوبی را برای تحلیل بافت فراهم آورده است که می تواند به دقت<sup>۲</sup> بالایی دست یابد.

بیشتر بررسیهای قبلی صورت گرفته بکمک تبدیل موجک، بر تبدیلات موجک دیادیک<sup>۳</sup> متمرکز شده است [۸] و [۹]. اما تبدیل موجک دیادیک بدلیل آنکه فقط نیم باند فرکانس پایین را تجزیه می کند، نمی تواند اطلاعات مربوط به بافت را بخوبی استخراج نماید. در مقابل تبدیل موجک گابور<sup>۴</sup> دارای خواصی است که می تواند قسمت اعظم اطلاعات بافت را استخراج نماید. همچنین موجک گابور تنها تابعی است که می تواند حد تئوری دقت تفکیک توأم اطلاعات در هر دو حوزه مکانی و فرکانسی را حاصل نماید [۱۰].

در این مقاله ضمن معرفی موجک گابور و استفاده از آن برای استخراج ویژگیهای بافت، میزان کارایی آن را با روش متداول تبدیل موجک دیادیک مقایسه نموده ایم.

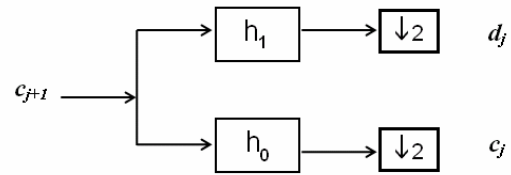
## ۲- مواد و روشها

### ۲-۱- مروری بر موجک دیادیک [۱۱]:

تبدیل موجک عبارتست از تجزیه یک سیگنال  $f(t)$  به مجموعه ای از توابع  $\psi_{mn}(t)$  که از انتقال و تغییر مقیاس تابع هست  $\psi(t)$  (که تابع موجک مادر نامیده می شود) بدست آمده اند :

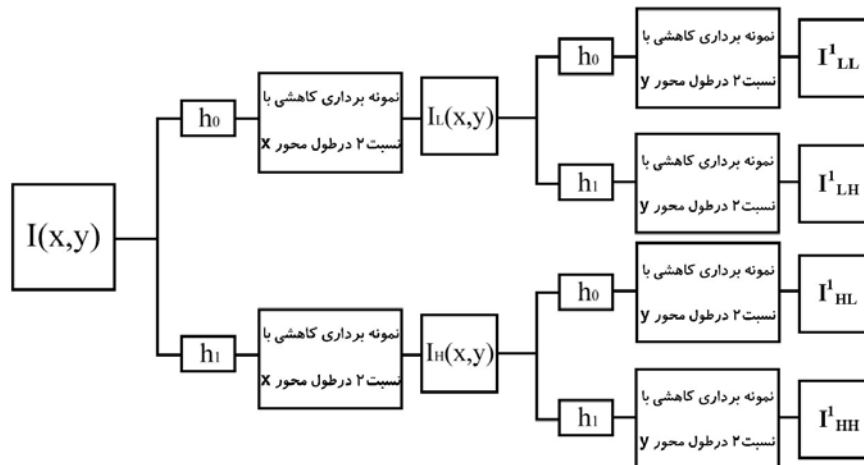
- 
- 1- Mallat
  - 2- Accuracy
  - 3- Dyadic
  - 4- Gabor

- مولفه  $c_j$  در برگرفته اطلاعات با فرکانس پایین (خروجی فیلتر پایین گذر)
- مولفه  $d_j$  در برگرفته اطلاعات با فرکانس بالا (خروجی فیلتر بالا گذر)

شکل ۲ - فرایند تجزیه با استفاده از فیلترهای  $h_0$  و  $h_1$ 

برای اعمال تبدیل موجک بر تصاویر، باید از تبدیل موجک دو بعدی استفاده نماییم. بدین منظور تبدیل یک بعدی را بر سطرها و ستونهای ماتریس تصویر اعمال کنیم تا از ترکیب مولفه های این دو تبدیل، تبدیل دوبعدی بدست آید. این فرایند در شکل ۳ نشان داده شده است :

علامت  $\downarrow 2$  نشان دهنده فرایند نمونه برداری کاهشی<sup>۱</sup> می باشد که در ضمن آن تعداد نمونه های موجود در سیگنال، به نصف کاهش می یابد. همانگونه که مشاهده می شود، خروجی این بانک فیلتر شامل دو مولفه است :



شکل ۳ - بلوک دیاگرام تبدیل موجک یک تصویر در دو مقیاس

مولفه  $I^1_{LL}$  متناظر است با مولفه فرکانس پایین تصویر در هر دو راستا.

مولفه  $I^1_{LH}$  شامل جزئیات افقی تصویر است.

مولفه  $I^1_{HL}$  شامل جزئیات عمودی تصویر است.

مولفه  $I^1_{HH}$  نیز جزئیات قطری را شامل می شود.

مطالعات **Chang** و **Kuo** نشان داد [۱۲] که بخش عمده ای از اطلاعات مربوط به بافت در نواحی فرکانس میانی قرار

در این شکل تصویر اولیه در راستای  $x$  (سطرها) از یک فیلتر پایین گذر و یک فیلتر بالاگذر عبور نموده و نمونه برداری کاهشی می شود. این مرحله ۲ تصویر حاصل می کند که یکی شامل فرکانسهای پایین تصویر  $I_L(x,y)$  و دیگری شامل فرکانسهای بالای تصویر  $I_H(x,y)$  می باشد. در مرحله بعدی، هر یک از این دو تصویر در راستای  $y$  (ستون ها) از یک فیلتر پایین گذر و یک فیلتر بالاگذر عبور نموده و نمونه برداری کاهشی می شود. در نتیجه چهار زیر تصویر حاصل می شود که عبارتند از :

#### 1- Down sampling

کلاس بندی بیماریهای منتشر کبدی با تبدیل موجک

توابع گابور یک پایه کامل اما غیرمتعامد را تشکیل می دهند. بسط یک سیگنال بر پایه توابع گابور، توصیفی از سیگنال با فرکانس متمرکز را فراهم می سازد. با اینحال اگرچه تابع گابور با حذف پاسخ dc آن می تواند یک موجک قابل قبول قلمداد شود، لیکن این تابع به یک پایه متعامد منجر نخواهد شد. از اینرو تبدیل موجک برپایه موجک گابور، حاوی افزونگی است.

در این بررسی منظور از موجک گابور، بانکی از فیلترهای گابور نرمالیزه شده است که بگونه ای طراحی شده اند که نمایش آنها، درجه افزونگی پایینی را شامل شود. هرگاه  $g(x,y)$  را بتوان یک موجک گابور مادر در نظر گرفت، آنگاه خانواده موجکهای گابور از طریق انبساط و چرخش موجک گابور  $g(x,y)$  بدست می آیند:

$$g_{mn}(x, y) = aG(x', y') \quad (8)$$

$$a > 1$$

$$m, n = \text{Integers}$$

و

$$x' = a^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta) \quad (9)$$

$$y' = a^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta) \quad (10)$$

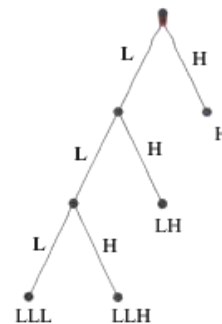
که در آن  $\theta = \frac{n\pi}{k}$  و  $K$  تعداد کل جهت ها می باشد.

ضریب  $a^{-m}$  به این منظور بکار رفته است که از مستقل بودن انرژی نسبت به  $m$  اطمینان حاصل شود.

#### ۲-۲- طراحی موجک گابور [۱۵]

عدم تعامد موجکهای گابور موجب افزونگی می شود. به منظور کاهش افزونگی از روش زیر استفاده می شود:

دارند. لذا جهت تحلیل بافت مناسب آنستکه زیرتصاویر حاصل از تبدیل موجک را بگونه ای انتخاب نماییم که بیشتر شامل فرکانسهای میانی باشد. اشکال تبدیل موجک دیادیک آنستکه در هر سطح تجزیه، تنها ناحیه با فرکانس پایین را به دو قسمت تجزیه می کند و ناحیه با فرکانس بالا مجدداً تجزیه نمی شود [۱۳]. شکل (۴) الگوی تجزیه در موجک دیادیک را نشان می دهد.



شکل ۴ - ساختار تجزیه در تبدیل موجک دیادیک

#### ۲-۲- مروری بر موجک گابور [۱۴]:

یک موجک گابور دوبعدی عبارتست از یک تابع گوسی مدوله شده با یک تابع سینوسی مختلط. این تابع را می توان با فرکانس تابع سینوسی  $W$  و انحراف معیارهای  $\sigma_x$  و  $\sigma_y$  پوش تابع گوسی بصورت زیر بیان نمود:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi j W x\right) \quad (5)$$

و تبدیل فوریه آن عبارتست از:

$$G(u, v) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{(u - W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right)\right) \quad (6)$$

که در آن:

$$\sigma_u = \frac{1}{2\pi\sigma_x}, \quad \sigma_v = \frac{1}{2\pi\sigma_y} \quad (7)$$

$$m^j_i = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I^j_i(x, y) \quad (13)$$

$$E^j_i = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I^{j^2}_i(x, y) \quad (14)$$

که در آن  $I_i(x, y)$  تصویر حاصل از  $i$  امین زیرباند (در فضای موجک) در  $i$  امین سطح تجزیه یا مقیاس با ابعاد  $M \times N$  پیکسل است که در بخش ۲-۱ به آن اشاره شده است. بردار فاصله بین تصویر آزمون و  $i$  امین تصویر مرجع عبارتست از:

$$\bar{D}_i = |\bar{E}_i - \bar{E}_t| + |\bar{m}_i - \bar{m}_t| \quad (15)$$

که در آن  $E_i$  و  $E_t$  به ترتیب انرژی  $i$  امین تصویر مرجع و تصویر آزمون می باشند. مقدار فاصله  $d$  بصورت زیر بدست می آید:

$$d_i = \sum_j D_i(j) \quad (16)$$

هرگاه فاصله  $d_k$  حداقل مقدار  $d_i$  باشد، تصویر آزمون را به کلاس  $k$  نسبت می دهیم.

### ۲-۳-۲- با استفاده از موجک گابور

برای هر تصویر مورد نظر، تبدیل موجک گابور آن عبارتست از:

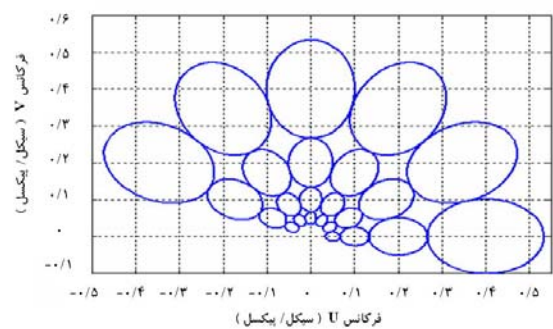
$$W_{mn}(x, y) = \int I(x_1, y_1) g_{mn}^*(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1 \quad (17)$$

که در آن علامت \* نشانگر مزدوج مختلط است. فرض می کنیم نواحی بافت موضعی، از نظر مکانی همگن می باشند. میانگین  $\mu_{mn}$  و انحراف معیار  $\sigma_{mn}$  ضرایب تبدیل، برای مشخص نمودن نواحی جهت کلاسه بندی بکار می روند.

$$\mu_{mn} = \iint |W_{mn}(x, y)| dx dy \quad (18)$$

$$\sigma_{mn} = \sqrt{\iint (|W_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2 dx dy} \quad (19)$$

فرض می کنیم  $U_h$  و  $U_l$  به ترتیب پایتترین و بالاترین فرکانسهای مرکزی فیلتر باشند. هرگاه  $K$  تعداد کل جهت ها و  $S$  تعداد کل مقیاسها باشند، آنگاه برای طراحی فیلتر باید پوش کانتورهای نصف توان منحنی های پاسخ فیلتر در طیف فرکانس همانند شکل زیر با یکدیگر تماس داشته باشند. به شکل (۵) توجه شود.



شکل ۵- کانتورهای نشاندهنده دامنه نیم بیک پاسخ فیلتر در بانک فیلترهای گابور

این امر به فرمولهای زیر منجر می شود که برحسب پارامترهای تبدیل فوریه  $\sigma_u$  و  $\sigma_v$  می باشند:

$$a = \left( \frac{U_h}{U_l} \right)^{\frac{-1}{S-1}} \quad (11)$$

$$\sigma_u = \frac{(a-1)U_h}{(a+1)\sqrt{2 \ln 2}} \quad (12)$$

به منظور حذف حساسیت پاسخ فیلتر به مقادیر مطلق شدت، مولفه های حقیقی فیلترهای دو بعدی گابور را با اضافه نمودن یک مقدار ثابت به فیلترهای با میانگین صفر تبدیل می کنیم.

### ۲-۳-۳- استخراج ویژگیها و کلاسه بندی تصاویر

#### ۲-۳-۱- با استفاده از موجک دیادیک

ابتدا هر تصویر ورودی را با اعمال تبدیل موجک، به فضای موجک انتقال می دهیم. سپس میانگین و انرژی هر مولفه تصویر را با استفاده از روابط زیر محاسبه می کنیم:

### ۳- نتایج تجربی

در این بررسی، از ۵۰ تصویر سونوگرافی کبد نرمال، هیپاتیت و سیروز (که قبلاً توسط بیوپسی مشخص شده اند) استفاده نمودیم. این تصاویر که از مرکز ملی بیمارستانی و دانشگاهی Cheng Kung در کشور تایوان دریافت گردیده اند، با استفاده از یک دستگاه Toshiba Sonolayer SSA250A و ترانسدیوسر ۳/۷۵ مگاهرتزی تهیه شده اند. ابعاد تصاویر ۵۱۲ \* ۵۱۲ پیکسل و دارای تعداد ۲۵۶ سطح خاکستری می باشند.

برای هر تصویر، یک ناحیه مورد نظر (ROI) با ابعاد ۷۵ \* ۳۵ پیکسل انتخاب شده است. ناحیه ROI بگونه ای انتخاب می شود که فقط بافت کبد را دربر بگیرد و شامل رگهای خونی یا مجاری صفراوی نباشد. در شکل (۶) نمونه ای از تصاویر مورد استفاده در این بررسی مشاهده می شود.

در مرحله اول، پس از اعمال تبدیل موجک دیادیک بر تصاویر (شامل موجکهای دوبیشز<sup>۳</sup> و سیملت<sup>۴</sup>)، کلاسه بندی صورت گرفت. پارامترهای فیلترهای موجک برای بدست آوردن بهترین نتیجه بهینه سازی شد. در کارهای قبلی که توسط نویسندگان این مقاله انجام شده است، نشان داده ایم که این دو موجک، بهترین کارایی را برای توصیف بافت دارند و پارامترهای آنها نظیر رگولاریتی و خطی بودن فاز به گونه ای است که بهترین نتیجه را در فرآیند کلاسه بندی دارد [۱۷].

حال با استفاده از مقادیر ویژگی  $\mu_{mn}$  و  $\sigma_{mn}$  یک بردار ویژگی تشکیل می دهیم.

با فرض آنکه شاخصهای  $i$  و  $j$  نمایانگر تصاویر آزمون و مرجع باشند، فاصله بین تصاویر آزمون و مرجع در فضای ویژگی بصورت زیر تعریف می شود:

$$d(i, j) = \sum_i \sum_j d_{mn}(i, j) \quad (20)$$

که در آن:

$$d_{mn}(i, j) = \left| \frac{\mu_{mn}^{(i)} - \mu_{mn}^{(j)}}{\alpha(\mu_{mn})} \right| + \left| \frac{\sigma_{mn}^{(i)} - \sigma_{mn}^{(j)}}{\alpha(\sigma_{mn})} \right| \quad (21)$$

هرگاه فاصله  $d_k$  حداقل مقدار  $d_i$  باشد، تصویر آزمون را به کلاس  $k$  نسبت می دهیم.

### ۲-۳-۳- با استفاده از ممان ها و ویژگیهای آماری [۱۶]:

این روش بر مبنای ممان آماری مرتبه  $n$  ام تصویر، عمل می کند که بصورت زیر تعریف می شوند:

$$\mu_n = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i) \quad (22)$$

ممان اول، همان میانگین شدت تصویر است. ممان دوم، واریانس است که مشخص می کند مقادیر شدت داخل یک ناحیه، چقدر به یکدیگر شباهت دارند.

ویژگی آماری مورد استفاده در کلاسه بندی بافت عبارتست از ویژگی همواری<sup>۱</sup> که مشخص کننده همواری نسبی شدت در یک ناحیه می باشد و بصورت زیر تعریف می شود:

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad (23)$$

مقدار  $R$  برای نواحی با شدت ثابت صفر است و برای نواحی دارای تغییرات زیاد در مقادیر شدت به عدد ۱ نزدیک میشود.

2 - Region of Interest  
3- Daubechies  
4- Symlet

1- Smoothness

برای ارزیابی نتایج تشخیصی، از ۲ کمیت با نامهای «حساسیت<sup>۱</sup>» و «ویژگی<sup>۲</sup>» استفاده نمودیم که بصورت زیر تعریف می شوند:

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (24)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (25)$$

در مرحله دوم، تبدیل موجک گابور را بر تصاویر بافت اعمال نمودیم. جهت دستیابی به بهترین نتیجه، پارامترهای گابور را برای مقادیر مختلف تعداد مقیاسها (S) و تعداد جهتگیریها (K) امتحان کردیم. در هر حالت، نسبت جداسازی را اندازه گیری کرده و بهترین مقادیر را برای S و K انتخاب نمودیم. در جدول ۱ نتایج اعمال ممانها و ویژگیهای آماری بر تصاویر، نشان داده شده اند. ممانهای آماری مورد استفاده در این بررسی شامل میانگین و واریانس مقادیر شدت، و ویژگی آماری بکار رفته همواری تصویر می باشند.

جدول ۱- نتایج تشخیصی برای روشهای ممانهای آماری و ویژگیهای آماری

ویژگیهای آماری	ممانهای آماری	نتایج تشخیصی	
		حساسیت	ویژگی
٪۷۱	٪۷۲	سیروز	حساسیت
٪۷۰	٪۷۲	هپاتیت	
٪۷۲	٪۷۰	سیروز	ویژگی
٪۶۹	٪۶۶	هپاتیت	

نتایج تشخیصی برای موجک دیادیک و موجک گابور در جدول ۲ نشان داده شده اند.



(a)



(b)



(c)

شکل ۶- نمونه ای از تصاویر مورد استفاده در کلاسه بندی (a) نرمال (b) هپاتیت (c) سیروز

1- Sensitivity  
2 - Specificity



#### ۴- بحث و نتیجه گیری

در این مقاله یک روش تحلیل بافت بر مبنای تبدیل موجک گابور جهت کلاسه بندی تصاویر سونوگرافی کبد در ۳ گروه نرمال، هیپاتیت و سیروز پیشنهاد گردید. همانگونه که نتایج تجربی نشان می دهند، موجک گابور نسبت به موجک دیادیک و نیز روشهای آماری، کارایی بالاتری دارد. یکی از عوامل اصلی این امر آنستکه تبدیل موجک دیادیک بخشی از نواحی فرکانس میانی را از دست می دهد، در حالیکه موجک گابور تمام نواحی فرکانسی را حفظ می کند. با توجه به اینکه بنیادی ترین اطلاعات مربوط به بافت، عمدتاً در نواحی با فرکانس میانی متمرکز شده است، روش موجک دیادیک قادر نیست اطلاعات مفیدی برای توصیف بافت را فراهم سازد. از سوی دیگر در موجک دیادیک، صفحه فرکانس فضائی بصورت لگاریتمی تجزیه می گردد. در حالیکه با استفاده از تبدیل موجک گابور، باندهای فرکانسی می تواند بصورت ترکیبی از تغییرات لگاریتمی و یکنواخت تجزیه شود. بنابراین یک روش تجزیه انعطاف پذیرتر در تمام باند فرکانسی قابل دستیابی است که منجر به قابلیت بالایی در جداسازی اطلاعات بافت می گردد.

جدول ۲- نتایج تشخیصی برای روشهای موجک دیادیک و موجک گابور

نتایج تشخیصی		موجک دیادیک	موجک گابور
حساسیت	سیروز	٪۷۸	٪۸۶
	هیپاتیت	٪۷۷	٪۸۵
ویژگی	سیروز	٪۷۲	٪۷۹
	هیپاتیت	٪۶۵	٪۷۷

یک سیستم کلاسه بندی موثر باید احتمال کلاسه بندی غلط را بخصوص در مورد نسبت منفی کاذب (FN) کاهش دهد. نسبت منفی کاذب عبارتست از احتمال کلاسه بندی غلط بطوریکه یک بیمار را در کلاس بیماری با خطر کمتر قرار دهیم. در صورتیکه منفی کاذب بالا باشد، این خطر وجود دارد که سیستم کلاسه بندی، شدت بیماری را کمتر از مقدار واقعی تخمین بزند. در این بررسی، تعداد موارد منفی کاذب که با استفاده از روش تبدیل موجک گابور بدست آمد، تنها ۷ مورد بود. نتایج حاصله از موجک گابور بمراتب مطلوب تر از موجک دیادیک است.

#### منابع

1. Tuceryan M, Jain AK; Texture analysis, Handbook of Pattern Recognition & Computer Vision; chapter 2.1, World Scientific, Singapore, 1993.
2. Horng MH, Sun YN, Lin XZ; Texture feature coding method for classification of liver sonography, Computerized medical imaging & graphics, 2000;26 : 33-42.
3. Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I; Texture features for image classification, IEEE Trans Syst Man Cybern (SMC3), 1973; 3 : 610-621.
4. Lendaris GO, Stanley GL, Diffraction pattern sampling for automatic pattern recognition, Proc, IEEE, vol 58, 198:216, 1970.
5. Weszka JS, Dryer CR, Rosenfield A; A comparative study of texture measures for terrain classification, IEEE Trans Syst Man Cybern (SMC6), 1979; 6: 269-285.
6. Bovik AC, Clark M, Geisler WS, Multichannel texture analysis using localized spatial filters, IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell (PAML), 1990; 12: 55-73.

1- False Negative

7. Mallat S, A theory for multiresolution signal decomposition: The Wavelet representation, IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell (PAML), 1989; 11(7) : 674-693.
8. Mojsilovic A, Sevic D, Classification of the ultrasound liver images with the  $2N \times 1D$  wavelet transform , Proceedings of IEEE Int. Conf. Image Processing , 1996; 1 : 367-370.
9. Mojsilovic A, Popovic M, Markovic S, Characterization of visually similar diffuse diseases from B-Scan liver images using nonseparable wavelet transform, IEEE Trans. Medical Imaging, 1998; 17 : 541-549.
10. Ferrari RJ, Rangayyan RM, Desautels JE, Analysis of asymmetry in mammograms via directional filtering with gabor wavelets, IEEE Trans. Medical Imaging, 2001 ; 20: 953-964.
11. Sidney Burrus C, Gopinath RA, Introduction to wavelets & wavelet transforms, Prentice Hall, New Jersey, 1998.
12. Chang T, Kuo J, Texture analysis & classification with tree-Structured wavelet transform, IEEE Trans. Image Processing, 1993; 2(4) : 429-441.
13. Akansu AN, Haddad RA, Multiresolution Signal Decomposition, Academic Press Inc., London, UK, 1992.
14. Manjunath BS, Ma W, Texture features for browsing and retrieval of image data, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. (PAML) , 1996; 18(8) : 837-842.
15. Lee TS, Image Representation using 2D Gabor Wavelets, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 1996; 18(10) : 959-971.
16. Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL, Digital Image Processing Using MATLAB, Prentice-Hall, 2004.
17. Ahmadian A, Mostafa A, A Comparison of Wavelet Filters for Texture Classification, World Congress on Medical Physics & Biomedical Engineering WC2003, Australia, August 2003.