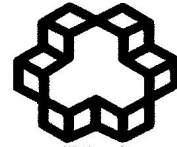


The Second Conference On Machine
Vision, Image Processing &
Applications (MVIAP 2003)
Tehran-Feb.2003



تاسیس ۱۳۰۷
دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

الگوریتمهای سریع برای گروهبندی مبتنی بر بافت و رنگ در تصاویر با وضوح بالا

امیرحسین منجمی، مجید میرمهدی و باری توماس
بخش علوم کامپیوتر، دانشگاه بریستول، بریستول، انگلستان
{monadjem, majid, barry}@cs.bris.ac.uk

چکیده

در این مقاله روشهایی برای استخراج مشخصه و گروهبندی بافتها Textures در تصاویر رنگی با وضوح بالا High Resolution ارائه خواهد شد. مشخصه های بافتی انتخابی از تبدیل جهت دار Directional Walsh/Hadamard قطعه های تصاویر با وضوح بالا و همچنین مشخصه های رنگی ساده ای که به توابع تهرنگ Hue و اشباع Saturation در مدل استاندارد رنگی HLS شبیه هستند تشکیل شده است. این مجموعه جدید مشخصه ها با مشخصه های استخراج شده از ترکیب فیلترهای گابور Gabor و مدلهای رنگی استاندارد HLS و CIE-Lab مقایسه میشوند. در نهایت ترکیب دو دسته مشخصه های بافتی و رنگی به حصول دقت بالاتر در تشخیص اشیاء می انجامد. نتایج نشان داده اند که مشخصه های جدید علاوه بر حفظ دقت در گروهبندی، زمان محاسبات را بسیار کوتاه می نمایند.

واژگان کلیدی: بافت، وضوح بالا، استخراج مشخصه ها، تبدیل والش/هادامارد

۱. مقدمه

گروهبندی تصاویر بکمک خواص بافتی آنها از عملیات وقت گیر کامپیوتری بشمار میرود و طبیعتا در بسیاری از موارد حصول سازشی بین دقت در تشخیص و حجم محاسبات مورد نیاز لازم بنظر میرسد. در مروری بر کارهای قبلی انجام شده در این زمینه [1,2,3,4,5] مشخص میشود که بنابر طبیعت نسبتا پیچیده تحلیل بافتها، اکثر تلاشها متوجه افزایش دقت در تشخیص و گروهبندی بافتها بوده است. برای مثال در [5] تلاش شده است که با استفاده از تصاویر با وضوح بسیار بالا (4032x2688 پیکسل)، و آنالیز تصاویر در حوزه فرکانس دقت در گروهبندی تصاویر بالاتر برود که نتایج نشان داده اند که افزایش دقتی در حدود ۶٪ حاصل شده اما مشخصا حجم محاسبات بسیار بالا رفته است. برای جبران افزایش حجم محاسبات در این مقاله سعی شده که روشهایی با سرعت بالاتر و همچنان دارای دقت مطلوب نسبت به الگوریتمهای معمول ارائه شوند.

در سالهای اخیر عمده روشهای پیشنهاد شده برای تحلیل و گروهبندی بافتها بر استفاده از فیلترهای چند فرکانسی و جهت دار خانواده گابور [1,4,6,7] و یا توابع ویولت Wavelet [2,3,8] استوار بوده است. در مواردیکه تصاویر ورودی رنگی هستند، معمولا بکمک مشخصه های استخراج شده از مدلهای رنگی استاندارد مانند RGB، CIE-Lab و HLS [9,10] بازدهی تشخیص بافتها افزایش مییابد. در همگی آن تحقیقات اندازه تصاویر از 64x64 تا 256x256 پیکسل هستند.

هدف از این تحقیق، ترکیب مشخصه های بافتی با مشخصه های رنگی و استفاده از آنها در گروهبندی قطعاتی از تصاویر با اندازه 128x128 پیکسل است که نمونه های مختلفی از ۴ شیء اتومبیل، خیابان، پیاده رو و درخت را نشان میدهند. این قطعات همگی از تصاویری با وضوح بسیار بالای 4032x2688 پیکسل از مناظر معمولی شهری استخراج شده اند. روشهای تحلیلی متفاوتی امتحان شده اند و سعی شده که جنبه های مختلف دقت در تشخیص و سرعت محاسباتی برای هر روش بررسی شوند.

تصاویر مورد تحلیل، همانگونه که از شکل ۱ نیز مشخص است، خواص بافتی متفاوتی را از خود نشان میدهند که بروز واضحتر این خواص در اثر استفاده از تصاویر با وضوح بالا حاصل شده است. تمایز بین تصاویر با وضوح پائین و بالا در محدوده فرکانسهای بالای

تصاویر جایی واقع میشود که همچنین تمایز بین بافتهای درشت و ریز بصورت نسبی قابل تشخیص هستند. بنابراین برخلاف بسیاری از تجربیات قبلی که از این بخش از حوزه فرکانسی در تحلیلها (مثلا استخراج مشخصه) صرفنظر میکنند، بنابر نتایج گزارش شده در [5] مبنی بر مفید بودن نسبی مشخصه‌های استخراج شده از فرکانسهای بالاتر، در این تحقیق نیز از این مولفه‌ها استفاده شده است. دلیل معمول برای کمتر مهم قلمداد کردن مولفه‌های فرکانس بالا، افت محسوس نسبت سیگنال به نویز SNR و انرژی سیگنال در این فرکانسها است که میتواند تا حدودی حاصل تاثیر حذف مولفه‌های فرکانس بالا حین پروسه ثبت و دیجیتالی نمودن تصویر باشد. البته این نکته قابل توجه است که مفهوم فرکانسهای بالا و پائین در پردازش تصاویر خصوصا در تحلیلهای حوزه فرکانس (مانند تبدیل فوریه) یک مفهوم نسبی است و به وضوح تصاویر بستگی دارد. امکان دارد فرکانسهای پایین برای یک تصویر با وضوح بالا، از حد بالاترین فرکانس قابل تحلیل در تصویری با وضوح پائین نیز فراتر رود [5].

در این مقاله، بازدهی استفاده از مشخصه‌های مبتنی بر فیلترهای گابور و مدل رنگی Lab بعنوان روشهای با دقت بالا در تشخیص و گروه‌بندی تصاویر بافتی رنگی در مقایسه با روشهای ابداعی جدیدی که از دقتی کمی کمتر اما سرعتی بسیار بیشتر برخوردارند بررسی شده است. این الگوریتمهای جدید استخراج مشخصه ترکیبی هستند از نوع جهت‌دار و متناسب شده با خواص بافتی تبدیلات والش-هادامارد (WHT) و توابع رنگی شبیه اما ساده تر شده تعاریف ته رنگ و اشباع در مدل‌های رنگی استاندارد HLS و HIS. بسیاری از پژوهشهای اخیر نشان داده‌اند که فیلترهای گابور میتوانند اطلاعات موجود در کلیه باندهای فرکانسی و جهت‌های مختلف در تصویر را استخراج کنند. هدف ما این بوده است که ویژگی‌های مشابهی را بکمک WHT ایجاد کنیم.

بعنوان مروری بر کارهای قبلی در این زمینه، Unser از ماتریسهای هادامارد در کنار سایر تبدیلات خطی-محلی مانند تبدیل کسینوس DCT یا KLT جهت تحلیل بافتها استفاده کرده است. او از فیلترهایی با سایز نسبتا کوچک و روش لغزاندن فیلتر بر روی تصویر Sliding در آزمایشات خود سود برده است [13]. Kim و Cho نیز توابع والش را بصورت ماتریسهای 16 گانه در ابعاد 4x4 در قسمت‌بندی تصاویر بافتی بکار گرفته‌اند. [13] نهایتا برای مقایسه بازدهی روشهای گابور و WHT، و همچنین مشخصه‌های رنگی مختلف، آزمونهای تشخیص و گروه‌بندی تصاویر بکمک یک گروه‌بند Classifier با ساختار شبکه عصبی انجام شده است. در بخش دوم این مقاله چهارچوب آزمایشها و مجموعه داده‌های تست بازگو میشوند. بخش سوم به مشخصه‌ها شامل فیلترهای گابور و تبدیل WHT و توابع رنگی اختصاص یافته است. نتایج آزمونهای گروه‌بندی در بخش چهارم ارائه میشوند و نهایتا مطالب در بخش پنجم جمع‌بندی میشوند.

۲. مجموعه داده‌های آزمون : تصاویر با وضوح بالا

مجموعه داده‌های این آزمونها شامل ۷۲۴ تصویر رنگی با سایز 128x128 پیکسل بود که همگی از تصاویر با وضوح بالای 4032x2688 پیکسل از مناظر شهری جدا شده بودند. در واقع یکی از مسائل مبتلابه تستهای گروه‌بندی قبلی [14]، که بعضا به دقت تشخیص خوبی در حد ۹۰٪ نیز رسیده بودند، مسئله کوچک بودن بخشهای متعلق به هر شیء در کل تصویر بود که در عمل امکان تحلیل فرکانسی در محدوده مطلوب را کاهش میدهد [5]. تجربیات بعدی نشان داده‌اند که با استفاده از تصاویر با وضوح بالاتر امکان افزایش دقت گروه‌بندی تا حد ۶٪ وجود خواهد داشت [5]. در این تحقیق سعی بر این بوده است که امکان حصول دقتی مشابه ولی با سرعت بیشتر و حجم محاسباتی کمتر، مثلا بوسیله تبدیل WHT و مشخصه‌های رنگی پیشنهادی، بررسی گردد.



شکل ۱ : ۱۶ تصویر نمونه از چهار کلاس متفاوت اشیاء، بترتیب از بالا-چپ در جهت عقربه‌های ساعت: درخت (tree16, tree17, tree18, tree19)، خیابان (car5, car2, car1, car8) و اتومبیل (pave8, pave9, pave10, pave7) پیاده‌رو (road15, road12, road8, road14).

تصاویر آزمونی چهار گروه متفاوت از اشیاء (اتومبیل، پیاده‌رو، خیابان و فضای سبز) را در محیطهای معمول شهری شامل میشدند که تعدادی از آنها در شکل ۱ قابل مشاهده هستند. این تصاویر ویژگی های بافتی اشیاء را بصورت واضحی نشان میدهند. مثلا بدنه براق و صاف اتومبیلها، الگوهای سطح پیاده رو، سطح ریزدانه آسفالت و نهایتا بافت غیر مرتب درختها و فضای سبز در اینگونه تصاویر مشخص تر هستند. این مشخصه های بافتی مجموعا در حوزه فرکانس باند وسیعی را میپوشانند که در تصاویر با وضوح پائینتر بسیاری از آنها حذف یا تضعیف خواهند شد.

۳. مشخصه‌ها

۳.۱. مشخصه‌های مبتنی بر فیلترهای گابور

فیلترهای گابور کارایی بالایی خود را در تحلیلهای چند فرکانسی Multi-Frequency و جهت‌دار Multi-directional تصاویر در انواع مسائل مربوط به پردازش تصاویر، و بطور مشخص در تشخیص و گروه‌بندی بافتها نشان داده‌اند [1,4,6,7,9,11]. در واقع نقطه قوت فیلترهای گابور در اینست که امکان فیلترکردن سیگنال ورودی را در باندهای فرکانسی مختلف و در جهت‌های گوناگون بخوبی فراهم میکنند. در زمینه خاص تحلیل بافتها، و بنابر خاصیت بافتها (که از دیدگاه فرکانسی از ترکیب سیگنالهایی جهت دار و دارای پهنای باند محدود تشکیل میشوند [6,7])، این ویژگی بما امکان میدهد که مقادیر زیادی از اطلاعات مربوط به بافتها را استخراج کنیم. از سوی دیگر یکی از نقاط ضعف مهم فیلترهای گابور بار محاسباتی نسبتا زیاد آنهاست. یک فیلتر گابور در حوزه فرکانس بصورت زیر تعریف میشود:

$$G(u, v) = e^{-\pi \left(\frac{u_p^2}{\sigma_x^2} + \frac{v_p^2}{\sigma_y^2} \right)} \cdot e^{-2\pi j (x_0 u + y_0 v)} \quad (1)$$

در رابطه بالا $u_p = (u - \omega_x) \cos(\theta) + (v - \omega_y) \sin(\theta)$ و $v_p = (u - \omega_x) \sin(\theta) + (v - \omega_y) \cos(\theta)$ هستند که در واقع دوران و انتقال سیستم مختصات در صفحه فرکانس را نشان میدهند. ω_x و ω_y فرکانس میانی فیلتر یا همان فرکانس مدولاسیون در راستای محورهای x و y هستند. θ جهت فیلتر را مشخص میکند و پارامترهای σ_x و σ_y انحراف معیار در راستای محورهای x و y میباشدند. در آزمونها ما همواره x_0 و y_0 را برابر صفر نگاه داشته‌ایم. همچنین فرکانس میانی و انحراف معیار در جهت‌های x و y همواره مساوی بوده‌اند. مجموعه بانک فیلتر Filter Bank مورد استفاده شامل ۱۲ فیلتر در ۳ فرکانس میانی و ۴ جهت مختلف بوده‌است:

$$G_{ij}(\omega_i, \theta_j), \quad \omega_i = [16, 32, 64], \quad \theta_j = [0, 45, 90, 135] \quad (2)$$

۳.۲. مشخصه های تبدیل والش-هادامارد WHT

تبدیل WHT یک تبدیل عمودی/خطی Linear/Orthogonal است که بصورت زیر تعریف میشود:

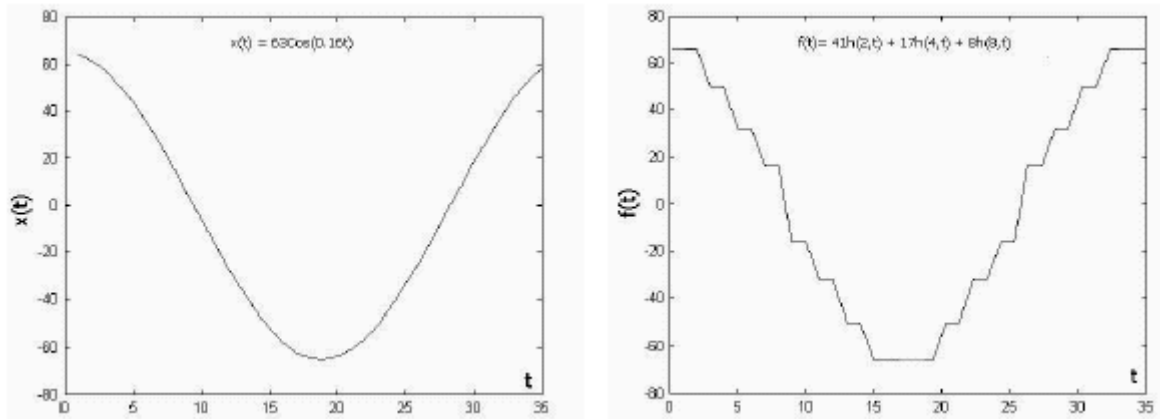
$$W(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x, y) [(-1)^{\Psi(u, v, x, y)}] \quad (3)$$

همانگونه که از تعریف بالا نیز مشخص میشود، WHT برخلاف اغلب سایر تبدیلات هم‌خانواده خود که از توابع پایه Kernel سینوسی استفاده میکنند (مانند تبدیل فوریه یا کسینوسی DCT) بر مبنای توابع پایه مربعی $1^{-\Psi}$ تعریف میگردد که مفهوم فرکانس دیجیتالی یا سکوانس Sequence یا تعداد دفعات عبور از صفر سیگنال را جانشین مفهوم معمولتر فرکانس میکنند [15]. این مفهوم هرچند به تعریف فرکانس در تبدیل فوریه شبیه است اما از نظر عددی ۲ برابر آن است. در رابطه بالا، تصویر I با ابعاد $N \times N$ پیکسل و Ψ تابع معین Determinator یا تعیین کننده خواص توابع پایه است که میتواند تعارف متفاوتی داشته باشد. برای مثال در تبدیل هادامارد طبیعی Natural Hadamard این تابع بدین صورت تعریف میشود:

$$\Psi(u, v, x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} [b_i(x)b_i(u) + b_i(y)b_i(v)] \quad (4)$$

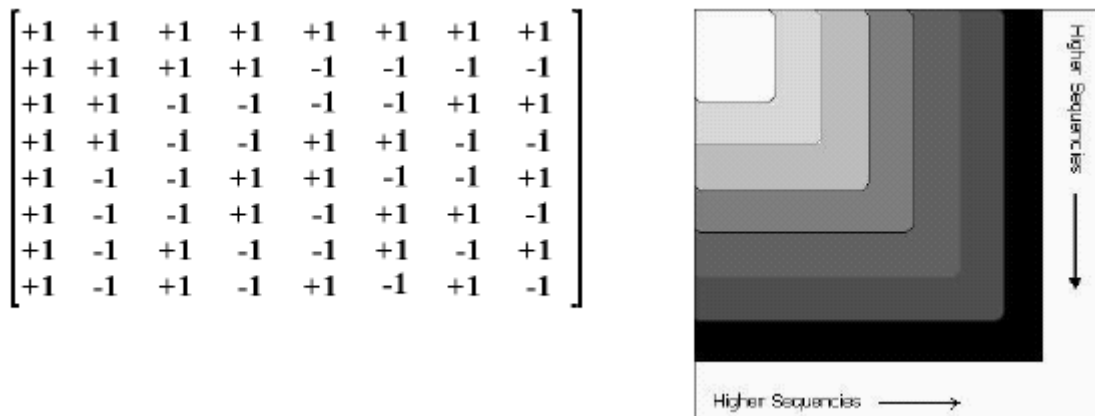
در رابطه بالا، $b_i(z)$ بیت i ام از معادل مبنای دوی Binary عدد z را نشان میدهد. همانگونه که در شکل ۲ نشان داده شده، جمع وزندار توابع پایه مربعی تبدیل WHT تنها میتواند تقریبی از یک سیگنال سینوسی بدست دهد. بنابراین انتظار منطقی اینست که دقت تبدیل

WHT در تجزیه و تحلیل بافتها از فیلترهای گابور و یا تبدیل فوریه کمتر باشد. ولی WHT یک مزیت مهم دارد که آن زمان بسیار کوتاه محاسبه آن است. WHT یک تبدیل حقیقی (فاقد قسمت مجازی) است و پیاده سازی آن با محاسبات ساده جمع و تفریق امکان پذیر است. و اگر سیگنال ورودی از نوع اعداد صحیح باشد (که در مورد تصاویر دیجیتال چنین است) پیاده سازی تبدیل نیازی به محاسبات اعشاری نخواهد داشت. در نتیجه پیاده سازی الگوریتم بر روی سخت افزارهای ساده تر نیز امکان پذیر خواهد بود. علاوه بر این، برای پیاده سازی این تبدیل میتوان از الگوریتمهای سریعی مشابه FFT سود برد. برای اینکار تنها کافیست بخش نمایی تبدیل فوریه با 1^{-j} جایگزین شود. در صورت پیاده سازی بروش ماتریسی نیز ماتریس تبدیل، که عموماً ماتریس هادامارد نامیده میشود، میتواند بصورت باینری در حجم بسیار کمتری از حافظه ذخیره شود.



شکل ۲: سنتز یک موج سینوسی بکمک تبدیل هادامارد. سیگنال اصلی $x(t) = 63\cos(0.16t)$ (چپ) و تقریب آن با توابع والش/هادامارد $f(t) = 41h(2,t) + 17h(4,t) + 8h(8,t)$ (راست)

در این تحقیق از نوع مرتب شده برحسب سکوننس یا Sequency Ordered استفاده شده است که در آن سطرهای (وستونهای) ماتریس تبدیل بترتیب سکوننس قرار گرفته اند [15]. به بیان دیگر، همانگونه که شکل ۳ نشان میدهد، در سطر (ستون) اول هیچ تغییر علامت یا عبور از صفری دیده نمیشود، و در سطر (ستون) n ام، $n-1$ تغییر علامت پیش می آید.



شکل ۳: ماتریس هادامارد سکونسی 8×8 (چپ) و نمایشی از سکوننساها در حوزه WHT (راست).

تبدیل WHT دوبعدی معمولاً بصورت $WHT(I) = H.I.H'$ تعریف میشود که در آن I تصویر و H و H' ماتریس هادامارد و ترانزاده آن هستند. با توجه به اینکه در این تبدیل $H=H'$ است بصورت ساده تر میتوان نوشت $WHT(I) = H.I.H$ همانگونه که گفته شد فیلترهای گابور میتوانند تصاویر را بصورت جهت دار فیلتر کنند پس میتوانند خصایص جهت دار بودن بافتها را حفظ کنند. برای اینکه بتوان خاصیت جهت دار بودن بافتها را در فضای مشخصه feature space هادامارد نیز بصورت تقریباً مشابهی وارد کرد، روشی مبتنی بر نوع خاصی از دوران تصاویر ورودی قبل از اعمال تبدیل WHT پیشنهاد شده است. این نوع خاص دوران که با دوران هندسی معمول متفاوت است سعی میکند پیکسلهایی از تصویر اصلی با جهت خاص (مثلاً 45°) را بر روی سطرهای تصویر دوران یافته دوباره چینی Re-arrangement کند. برای پیکسلهای مرزی نوعاً تکرار مجازی ماتریس، همانگونه که رابطه ۵ نشان میدهد، دوران یا دوباره چینی را ممکن خواهد ساخت. در

مثال ارائه شده در رابطه ۵، دوران 45° برای بیکسل b رشته $\{b,g,l,m\}$ را بدست خواهد داد و حاصل دوران 135° در همان نقطه $\{b,e,l,o\}$ خواهد بود.

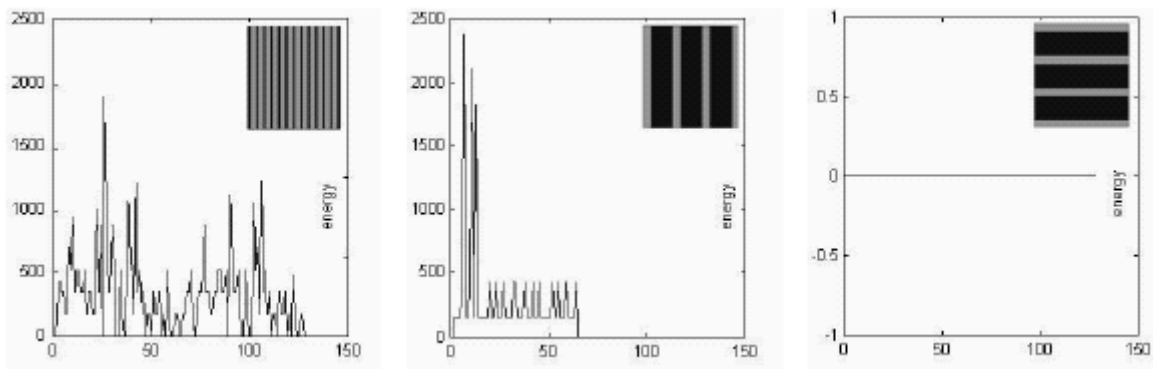
$$\begin{bmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ m & n & o & p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ m & n & o & p \end{bmatrix} \quad (5)$$

در آزمونها چهار جهت مختلف $a=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ بکار رفته‌اند که رابطه ۶ مثالی از کل مجموعه ورودی دوران یافته را برای ماتریسی با ابعاد 4×4 نشان میدهد. قابل توجه است که سطرهای ماتریسهای دوران یافته حاوی بیکسلهایی با جهت نسبی متناظر با a از ماتریس اصلی هستند.

$$A_0^\circ = \begin{bmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ m & n & o & p \end{bmatrix}, A_{45^\circ} = \begin{bmatrix} a & f & k & p \\ b & g & l & m \\ c & h & i & n \\ d & e & j & o \end{bmatrix}, A_{90^\circ} = \begin{bmatrix} a & e & i & m \\ b & f & j & n \\ c & g & k & o \\ d & h & l & p \end{bmatrix}, A_{135^\circ} = \begin{bmatrix} a & h & k & n \\ b & e & l & o \\ c & f & i & p \\ d & g & j & m \end{bmatrix} \quad (6)$$

البته از آنجاکه عملا الگوریتم بر روی تصاویر و ماتریسهای نسبتا بزرگی، مثلا در آزمونهای ما با سایز 128×128 ، پیاده‌سازی میشوند، تاثیر بیکسلهای مرزی بسیار ناچیزتر از مثالهای بالا خواهد بود. در روش پیشنهادی تبدیل هادامارد طبق رابطه $WHT(A_a) = A_a \cdot H$ روی ماتریسهای دوران یافته اعمال میشود. بدین ترتیب، باتوجه باینکه $A_0^\circ = A_{90^\circ}$ و $H=H^*$ ، از عملیات و مشخصه‌های اضافی که بار اطلاعاتی مفیدی ندارند صرفنظر میشود. سپس از هر ماتریس تبدیل یافته چند مشخصه آماری مانند مقدار بیشینه Maximum، میانگین و انحراف معیار استخراج و بردار مشخصه‌ها شامل ۱۲ مشخصه برای هر تصویر تشکیل میگردد.

اصولا مکان نسبی بیکسلها در تحلیل بافتها از اهمیت زیادی برخوردار است. مثلا در روش متداولی مانند استفاده از ماتریسهای وقوع همزمان Co-Occurrence داده‌های مربوط به مکان نسبی و رنگ زوج بیکسلها اساس تحلیل بافت را تشکیل میدهند. بطور مشابه مشخصه‌های سکوتسی فوق‌الذکر میتوانند بکمک ارزیابی دفعات عبور از صفر (سکوتنس) سیگنال در یک جهت خاص، مقدار قابل توجهی از اطلاعات بافتی آن سیگنال را استخراج کنند. برای مثال شکل ۴ مقدار متوسط انرژی سیگنال، که در اینجا متناسب با قدرمطلق سیگنال منظور میگردد، را در حوزه تبدیل $WHT(A_a) = A_a \cdot H$ را برای ۳ بافت متفاوت نشان میدهد. مشخص است که محدوده سکوتسهای بالاتر در بافت ریزدانه با خطوط عمودی (چپ) مقادیر بیشتری از انرژی را در مقایسه با محدوده مشابه در بافت درشت دانه با خطوط عمودی (وسط) در خود دارند. از سویی بافت با خطوط افقی (راست) بدلیل عدم عبور از صفر در سطرها، فاقد انرژی قلمداد میشود. البته همین بافت در دوران 90° از خود انرژی نشان خواهد داد. یکی از نقاط قوت روش WHT پیشنهادی در اینست که به مدد ماتریسهای هادامارد نسبتا بزرگ (مثلا در این آزمونها 128×128) امکان استخراج اطلاعات از حوزه وسیعی از سکوتنس/فرکانس‌ها را فراهم میکند که این در صورت استفاده از ماتریسهای هادامارد کوچک (3×3 در [12] یا 4×4 در [13]) مقدور نخواهد بود.



شکل ۴: مثالی از توزیع انرژی متوسط بترتیب از چپ براساس، بافت ریز دانه با خطوط عمودی، بافت درشت دانه با خطوط عمودی، بافت درشت دانه با خطوط افقی.

۳.۳. مشخصه‌های رنگی

در [10]، مولفین تبدیل گابور را بصورت جداگانه بر روی کانالهای R,G,B اعمال کرده‌اند تا به مشخصه‌های رنگی گابور دست یابند. در این تحقیق ما تبدیلات گابور یا هادامارد را بر روی تصویر سیاه و سفید Graylevel اعمال کرده‌ایم تا مشخصه‌های بافتی را استخراج کنیم و سپس مشخصه‌های رنگی را بصورت مستقل استخراج و در مرحله گروه‌بندی به مجموعه اضافه کرده‌ایم. مشخصه‌های رنگی جدیدی طی این تحقیق پیشنهاد شده‌اند که با مشخصه‌های مبتنی بر مدل‌های رنگی استاندارد HLS و CIE-Lab از لحاظ دقت در گروه‌بندی اشیاء و سرعت در محاسبه مقایسه گردیده‌اند.

برای مدل رنگی Lab، از میانگین و انحراف معیار کانالهای رنگی a و b تصاویر بعنوان مشخصه استفاده شده‌است. در مدل HLS میانگین و انحراف معیار کانالهای تهرنگ H و اشباع S بکار رفته است. مشخصه‌های رنگی پیشنهادی شامل یک تابع شبه-ته‌رنگ H_p و یک تابع شبه-اشباع S_p هستند که مستقیماً از مدل رنگی RGB نتیجه میشوند و طبعاً نسبت به دو مدل رنگی ابتدایی زمان محاسبه کمتری دارند:

$$H_p = \begin{cases} \frac{R}{3} & \text{if R is Maximum} \\ \frac{G+255}{3} & \text{if G is Maximum} \\ \frac{R+(2 \times 255)}{3} & \text{if B is Maximum} \end{cases} \quad S_p = \text{Max}(R, G, B) - \frac{R+G+B}{3} \quad (7)$$

H_p را میتوان نگاهی از فضای RGB به مقادیر شبه تهرنگ دانست. بدینصورت که مقدار بیشینه R,G,B به $1/3$ های متناظری در حوزه [0, 255] نگاشته میشود S_p . تفاوت بین مقدار ماکزیموم و میانگین R,G,B را برای هر پیکسل معین میکند. مجدداً میانگین و انحراف معیار H_p و S_p بعنوان مشخصه محاسبه میشوند.

۴. آزمونهای گروه‌بندی

آزمونهای گروه‌بندی شامل استفاده از مشخصه‌های گابور بتنهایی، مشخصه‌های گابور و رنگی توامان، مشخصه‌های WHT بتنهایی و مشخصه‌های WHT و رنگی توامان بوده‌است. مجموعه ۷۲۴ عضوی تصاویر به ۳۹۶ نمونه برای تعلیم Training گروه‌بندی، ۱۶۸ نمونه برای اعتبارسنجی Validation و نهایتاً ۱۶۰ نمونه برای آزمون و تست Testing آن تقسیم شده‌است. برای گروه‌بندی از یک شبکه عصبی مدل Back Propagation با یک لایه میانی پنهان استفاده شده‌است که تعداد گره‌های لایه پنهان بکمک آزمایش بهینه شده‌اند. برای ارزیابی بازدهی گروه‌بندی از معیار متوسط مربع خطا Mean Square Error یا MSE استفاده شده که بصورت میانگین مربع اختلاف بین بردار پاسخهای مطلوب G و بردار پاسخهای واقعی C گروه‌بندی محاسبه میشود. در رابطه A، N تعداد کلاسهای اشیاء است که در این آزمونها برابر ۴ میباشد. معیار دوم ارزیابی، درصد انتساب صحیح گروه به الگوها را نشان میدهد.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (G_i - C_i)^2}{N} \quad CA = \frac{\text{No. of correct class assignment}}{\text{Total no. of samples (i.e. 160)}} \times 100 \quad (8)$$

در اولین آزمون، همانگونه که انتظار میرفت، فیلترهای گابور با دقت گروه‌بندی ۸۸٪ موفقتر از تبدیل WHT با دقت ۸۳٪ عمل کردند (سطرهای ۱ و ۲ جدول ۱). با این وجود عملکرد تبدیل WHT نیز نسبتاً مطلوب بود. سپس مشخصه‌های رنگی مربوط به مدل‌های مختلف امتحان شدند که طبق سطور ۳ تا ۵ جدول ۱، عملکرد مدل Lab از همه مطلوبتر بوده‌است اما مدل مشخصه‌های پیشنهادی $H_p S_p$ نیز علیرغم سادگی دقت خوبی در حد ۹۰٪ داشته‌اند که تنها ۱/۲ پایینتر از Lab بوده‌است. در آزمونهای بعدی مشخصه‌های بافتی و رنگی مختلف باهم ترکیب شدند. نتایج حاصل، که در سطرهای ۶ به بعد جدول ۱ مشخص هستند، نشان دادند که ترکیب دو نوع مشخصه دقت در گروه‌بندی را بصورت محسوسی بالاتر میبرد. همچنین با وجود اینکه اختلاف زیادی بین کارایی ترکیبات متفاوت مشاهده نمیشود، ترکیب گابور و $H_p S_p$ با ۹۳٪ و هادامارد و $H_p S_p$ با ۹۳/۱٪ دقیقترین هستند.

آزمون	مشخصه ها	تعداد مشخصه‌ها	MSE	NI	بازدهی	CA %
1	گابور	12	0.181	18	88.7 %	
2	هادامارد	12	0.234	26	83.7 %	
3	رنگی ab	4	0.119	13	91.9 %	
4	رنگی HS	4	0.172	17	89.4 %	
5	رنگی HpSp	4	0.143	15	90.7 %	
6	گابور + ab	16	0.097	11	93.1 %	
7	گابور + HS	16	0.103	12	92.5 %	
8	گابور + HpSp	16	0.083	10	93.7 %	
9	هادامارد + ab	16	0.105	12	92.5 %	
10	هادامارد + HS	16	0.117	12	92.5 %	
11	هادامارد + HpSp	16	0.094	11	93.1 %	

جدول ۱: نتایج آزمونهای گروهبندی NI. تعداد تشخیص غلط در کل ۱۶۰ نمونه آزمون را نشان میدهد.

جدول ۲ میانگین زمان لازم برای محاسبه مشخصه‌های متفاوت را نشان میدهد. این زمانها که برحسب میلی ثانیه هستند بر روی یک ماشین PC Pentium III با فرکانس پالس ساعت ۷۰۰ مگاهرتز و طی ۲۰ مرتبه اجرای هر یک از الگوریتمها محاسبه شده‌اند. بطور واضح زمان استخراج مشخصه‌های هادامارد حدود ۱۱ مرتبه کمتر از مشخصه‌های گابور است. همچنین مشخصه‌های HpSp نیز در زمانی بسیار کمتر از Lab و HLS قابل محاسبه هستند. در واقع زمان محاسبه HpSp تقریباً برابر ۱/۱۶ زمان محاسبه Lab و ۰/۰۷ زمان محاسبه HLS است.

روش استخراج مشخصه	گابور	هادامارد	رنگی ab	رنگی HS	رنگی HpSp
زمان (میلی ثانیه)	2.75	0.24	0.30	0.73	0.05

جدول ۲: میانگین زمان اجرا برای روشهای مختلف استخراج مشخصه

نتایج دیگری که بر مبنای همین مشخصه‌ها و با استفاده از گروهبندی ترکیبی Multiple Classification حاصل شدند، و لزوم رعایت اختصار مانع از ارائه آنها است، علاوه بر اینکه دقت و انعطاف قابل ملاحظه روشهای گروهبندی ترکیبی را نشان میدادند، مجدداً کیفیت مطلوب مشخصه‌های پیشنهادی WHT و HpSp را تایید می‌کردند. مرجع [17] حاوی اطلاعات کاملتری در مورد روالهای بکار رفته گروهبندی ترکیبی است.

۵. جمع‌بندی

در این مقاله روشهای جدید و سریعی برای استخراج مشخصه‌های بافتی جهت‌دار (بکمک تبدیل WHT و مشخصه‌های رنگی ساده‌شده تهرنگ و اشباع توصیف شدند. نتایج پیاده سازی روشهای پیشنهادی بر روی تصاویر با وضوح بالای مناظر شهری نشان داد که مشخصه‌های WHT میتواند اطلاعات مستتر در حوزه‌های مختلف فرکانسی در درون یک تصویر بافتی را آشکار کنند و در نتیجه قابلیت خوبی در گروهبندی بافتها دارند. همچنین دقت مشخصه‌های رنگی پیشنهاد شده نیز در مقایسه با مدلهای استاندارد HLS و Lab در حد قابل قبولی بود. اگر به عامل دقت در گروهبندی عامل سرعت در محاسبه را نیز بیافزاییم، بازدهی مطلوب روشهای پیشنهادی آشکارتر میشود، خصوصاً که ترکیب مشخصه‌های WHT و HpSp دقت بسیار بالایی را نیز در گروهبندی از خود نشان دادند. در آزمونهای بعدی سعی خواهد شد که از یکی از مجموعه داده‌های استاندارد در تحلیل بافتها مثل Vistex [16] استفاده شود تا امکان مقایسه دقیقتر روشهای پیشنهادی با نمونه‌های مشابه فراهم گردد.

- [1] T. Reed and J. Du Buf. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *CVGIP Image Understanding*, 57(3):359–372, 1993.
- [2] M. Unser. Texture classification and segmentation using Wavelet frames. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(11):1549–1560, 1995.
- [3] O. Pichler, A. Teuner, and B. Hosticka. Comparison of texture feature-extraction using adaptive Gabor filtering, pyramidal and tree-structured Wavelets. *Pattern Recognition*, 29(5):733–742, 1996.
- [4] G. Smith and I. Burns. Measuring texture classification algorithms. *Pattern Recognition Letters*, 18(14):1495–1501, December 1997.
- [5] A. Monadjemi, B. Thomas, and M. Mirmehdi. Experiments on high resolution images towards outdoor scene classification. In *7th Computer Vision Winter Workshop*, pages 325–334, 2002.
- [6] I. Fogel and D. Sagi. Gabor filters as texture discriminator. *Biological Cybernetics*, 61:102–113, 1989.
- [7] A. Jain and F. Farrokhnia. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. *Pattern Recognition*, 24(12):1167–1186, 1991.
- [8] S. Livens, P. Scheunders, G. Van de Wouwer, and D. Van Dyck. Wavelets for texture analysis, an overview. In *Proc Image Processing and Applications*, IEE Pub. No. 443, volume 1, pages 581–585, 1997.
- [9] A. Drimbarean and P.F. Whelan. Experiments in colour texture analysis. *Pattern Recognition Letters*, 22(10):1161–1167, 8 2001.
- [10] M. Mirmehdi and R. Perissamy. Perceptual image indexing and retrieval. Accepted for the *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2002.
- [11] O. Nestares, R. Navarro, J. Portilla, and A. Taberero. Efficient spatial-domain implementation of a multiscale image representation based on Gabor functions. *Journal of Electronic Imaging*, 7(1):166–173, 1998.
- [12] M. Unser. Local linear transform for texture measurements. *Signal Processing*, 11:61–79, 1986.
- [13] D. Kim and D. Cho. Texture segmentation using Walsh spectrum and modified ART2. <http://www.icspat.com/papers/92mfi.pdf>, 2000.
- [14] M. Everingham, B. Thomas, T. Troscianko, and D. Easty. NN-VR mobility aid for the severely visually impaired. In *Proc of Disability, VR & Associated Technologies*, pages 183–192, 1998.
- [15] K. G. Beauchamp. *Applications of Walsh and Related Functions*. Academic Press, 1984.
- [16] Massachusetts Institute of Technology. *Vision Texture*. <http://www-white.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture>
- [17] A. Monadjemi, B. T. Thomas, and M. Mirmehdi. Classification in High Resolution Images with Multiple Classifiers. In *Proc IASTED Visualization, Imaging and Image Processing*, pages 417–421, 2002.