

## تشخیص لبه بر اساس الگوریتم تطبیق سریع انتقال میانگین

### چکیده

تشخیص لبه مسلماً مهم ترین عملیات در بینایی کامپیوتری به خصوص در بینایی سطح پایین کامپیوتر می باشد. انتقال میانگین یک الگوریتم تکرار شونده ای است که به طور گسترده ای برای تشخیص لبه مورد استفاده قرار می گیرد. اما هزینه محاسباتی الگوریتم انتقال میانگین به قدری بالا می باشد که آن را غیر قابل استفاده برای فضاهایی با ابعاد بالا کرده است. در این مقاله ، یک الگوریتم تطبیق سریع انتقال میانگین سریع برای تشخیص لبه پیشنهاد شده است. این الگوریتم از یک تقریب نزدیک ترین روش جست و جو همسایه ها استفاده می کند ، به عنوان مثال LSH (محل حساس به هش شدن (خرد شدن)) ابتدا استفاده می شود، که به طور چشمگیری سبب کاهش تکرار محاسبه در ابعاد بالا می شود. علاوه بر آن، روند LSH می تواند برای تعیین پهنای باند پنجره کرنل (هسته) انطباقی نیز به ما کمک کند. نتایج تجربی نیز بیانگر موثر بودن روش پیشنهادی ما می باشد.

### 1. مقدمه

تشخیص لبه مسلماً مهم ترین عملیات در بینایی کامپیوتری به خصوص در بینایی سطح پایین کامپیوتر با مجموعه ای از تکنیک ها می باشد. یک لبه مرزی بین شی و پس زمینه آن (طرح کلی شی) می باشد. تشخیص لبه باید موثر و قابل اطمینان باشد چرا که اعتبار، بازده و امکان اتمام مراحل پردازش های بعدی (به عنوان مثال در بینایی کامپیوتری) نیز بر آن تکیه خواهد کرد. این مطلب به این معنا است که اگر لبه های یک تصویر را بتوان با دقت شناسایی کرد، اشیاء داخل یک تصویر را نیز می توان بهتر تعیین محل کرد و خصوصیات پایه ای مثل مساحت، محیط و شکل را نیز می توان اندازه گیری کرد. یک مشکل اساسی در فرآیندهای تشخیص لبه را می توان احتمال

استخراج لبه های اشتباهی که ناشی از نویز و تغییرات جزئی شدت دانست که اغلب غیر معنی دار و حواس پرت کن هستند ، و ممکن است سبب کاهش عملکرد محاسباتی در سایر مراحل شود .بنابراین،انتخاب درست لبه بسیار با اهمیت می باشد.

روش های متعددی برای تشخیص لبه وجود دارد، در بین آنها روش انتقال میانگین یکی از رایج ترین روش ها برای تشخیص لبه می باشد. انتقال میانگین برآورد تراکم شیب را به صورت غیر پارامتری برای ما فراهم می کند. روش انتقال میانگین یک راه ظریف برای تعیین حداکثر تراکم بدون نیاز به تخمین تراکم به طور مستقیم را فراهم می کند.بردار انتقال میانگین همواره به جهتی اشاره می کند که تراکم در آن جهت به سمت حداکثر مقدار می رود. روند میانگین انتقال یک فرآیند تکرار شونده است که هر نقطه داده را به حداکثر تراکم سوق می دهد. در [2]، برای یافتن شی ای که به عنوان نامزد مطرح شود شبیه ترین شکل نسبت به مدل داده شده می باشد در حالیکه محل شی بعدی را نیز باید تعیین کنیم. این روش برای ما دقت در تعیین محل را فراهم می کند، همچنین محاسبات آن نیز سریع می باشد.هر چند که ، محدودیت این روش مبتنی بر انتقال میانگین این است که دارای مقیاس پذیر خوبی با ابعاد فضا نیست.اینطور نشان داده شده است که زمانی که ابعاد بیشتر از 6 می باشد، روش تجزیه و تحلیل باید به دقت انتخاب شود.[1]

انتقال میانگین یک تخمین گر برای تراکم غیر پارامتری می باشد که تکرار محاسبات را با توجه به نزدیک ترین حالت یک نمونه توزیع شده انجام می دهد.پس از اینکه ادبیات آن را معرفی کردیم [3]، برای حل مشکلات مختلف کامپیوتری از روش هایی مثل اتصالات خطی [4]، تقسیم بندی [5] و ردیابی شی [6] استفاده شده است.با وجود تضمینی که برای عملکرد آن در مقالات مختلفی مثل [7] ، [8] ، [9] داده شده است روش انتقال میانگین دارای دو محدودیت اصلی است ، که محدودیت اول ثبات در پهنای باند کرنل(هسته) می باشد.تغییر در مقیاس شی نیاز به تنظیم پهنای باند به منظور پیگیری مداوم شی را دارد.یک رویکرد بصری برای تخمین مقیاس شی جست و جو برای بهترین مقیاس با آزمایش پهنای مختلف از کرنل(هسته) و انتخاب پهنای باندی است که دارای حداکثر میزان شباهت ظاهری باشد[6].در روشی دیگر این است که، پس از اینکه مرکز جسم تخمین زده شد،روند انتقال میانگین

برای محاسبه پهنای باند کرنل (هسته) را در این مقیاس از فضا اعمال می کنیم، که سبب شکل دهی ترکیب تصاویر با یک مجموعه از کرنل (هسته) های گوسی در مقیاس های مختلفی می شود [8].

دومین محدودیت از روش انتقال میانگین سنتی، استفاده رادیکالی از کرنل (هسته) های متقارن است که سبب همگرا شدن شکل از هر سو می شود. از نظر اکثر ساختارهای غیرهمسانگرد از جسم، استفاده رادیکالی از کرنل (هسته) های متقارن برای تقسیم بندی تصاویر مشکل [9] و ردیابی شی لازم است. برای مثال، برای نشان دادن یک شی از درازا که دارای یک کرنل (هسته) دایره ای شکل می باشد تخمین موقعیت آن با توجه به مناطق فارغ از شی در داخل کرنل (هسته) انجام می شود. این شی می تواند برای نمایش بهتر توسط یک کرنل (هسته) ناهمسانگرد متقارن، مانند بیضی نشان داده شود. مقیاس و جهت گیری یک هسته نمایشگر یک شی می باشد که می توان آن را با ارزیابی لحظات مرتبه دوم از نیمرخ شی [10] یا احتمالات ظاهر عقب آن بدست آورد [11]. هر دوی این روش ها، با این حال، از لحاظ محاسباتی در مقایسه با روش ردیابی انتقال میانگین گران تر است. نتایج مشاهده در قسمت معرفی کرنل (هسته) های ناهمسانگرد متقارن برای تجزیه و تحلیل انتقال میانگین مورد بررسی قرار گرفته است. بدین منظور، وانگ و همکارانش [9] عملکرد بهبود یافته ای از تقسیم بندی انتقال میانگین را برای زمانی که یک هسته دایره ای شکل با یک هسته بیضی جایگزین می شود را ارائه کرده اند. در روش آنها، که در مقابل تجزیه و تحلی داده های محلی توزیع شده است، نویسنده ها جهت و مقیاسی از هسته بیضی را از تصاویر تخمین زده اند.

در این مقاله، ما روش انتقال میانگین سنتی را گسترش دادیم و روشی را با نام جست و جوی تقریبی نزدیک ترین همسایه را معرفی کردیم، به عنوان مثال LSH (هش کردن محس های حساس) [12]. ما نزدیک ترین همسایه ها را برای هر پیکسل توسط روش جست و جوی تقریبی همسایه بدست می آوریم، LSH. سپس، ما نتایج را به عنوان محدوده ای از تکرارها در نظر می گیریم برای مثال پهنای باند است. پیکسل هایی که سبب ترویج همگرایی تکرارها نمی شوند را حذف می کنیم، که به طور چشمگیری سبب کاهش زمان مصرف شده برای تکرار همگرایی می شود. به همین دلیل ابتدا از روش جست و جوی تقریبی برای نزدیک ترین همسایه ها استفاده می کنیم مانند روش LSH،

که به طور چشمگیری سبب کاهش محاسبات تکراری به خصوص در ابعاد بالا می شود. علاوه بر آن، روش LSH می تواند برای تعیین پهنای باند پنجره کرنل به طور انطباقی به ما کمک کند.

در ادامه این مقاله، در بخش 2، در مورد کارهای مرتبط با تشخیص لبه بحث می کنیم. در بخش 3، روش ارائه شده توسط ما LSH مبتنی بر الگوریتم انتقال میانگین توصیف شده است. در بخش 4، آزمایشات انجام شده است. در نهایت، ما نتیجه گیری و همچنین کارهایی برای آینده را پیشنهاد می دهیم.

## 2. کارهای مرتبط

روند تشخیص لبه به طول معمول شامل این مراحل می باشد: 1) صافی های مورد نیاز برای کاهش نویز و تنظیم افکیک اعداد است. این مورد به تنظیم پارامترها (مقیاس) بستگی دارد که سبب ایجاد سازشی بین حذف نویز و حفظ بافت تصویر می شود. 2) تفکیک یک عملیاتی است که در آن تغییرات شدت تصویر مورد ارزیابی قرار می گیرد. 3) برجسب زدن قسمت نهایی است که سبب شناسایی لبه ها می شود. این مرحله شامل یک پارامتر آستانه است که سبب جداسازی لبه های حقیقی از لبه های اشتباه می شود. این فرآیند تشخیص مشترکی است که برای ارزیابی انتقال شدت قدرت در تصاویر مورد استفاده قرار می گیرد. یک روش (مکمل) دیگر برای تشخیص لبه بر اساس ارزیابی خصوصیات فضایی از ویژگی های تصویر است [14][13]. این رویکرد (که برجستگی را نشان می دهد) حالتی را که در آن نقاط بیشتر احتمال دارد لبه های با معنی باشند را اگر طولانی تر، صافتر و همچنان منحنی باشند را بیان می کند. لیندباوم و برنگلتس [15] یک مکانیزمی برای تخمین برجستگی بر اساس نشانه هایی از گروه بندی های مخصوصی بر اساس تخمین طول و صف های گروه های مشخصی را ارائه کرده اند. این مکانیزم یک نقشه برجسته را تولید می کند، که در آن مقادیر بالا محل هایی از پیکسل ها را مشخص می کنند که به منحنی های طولانی تر و نرم تری تعلق دارند. تشخیص لبه نهایی به وسیله نقشه آستانه برجستگی با استفاده از انتخاب آستانه پارامتر قبلی انجام می شود.

خروجی فرآیند تشخیص لبه تا حد زیادی با انتخاب پارامترهای تشخیص گر متفاوت خواهد بود. بنابراین، یک مرحله قبل از انتخاب پارامتر لازم است صورت بگیرد. انتخاب شناساگر پارامتر اغلب به صورت دستی و توسط یک فرآیند آزمون و خطا صورت می گیرد. هر چند که، چنین فرآیندی اغلب ناکارآمد و خسته کننده است. به همین علت، تکنیک های اتوماتیکی برای انتخاب پارامترهایی برای آشکارسازی لبه ها توسعه یافته اند [16][17]. این روش ها بر پارامتر های رایجی مثل هموارسازی مقیاس [16] و آستانه [17] تمرکز کرده اند. هر چند که، سایر پارامتر ها نیز ممکن است در تشخیص لبه مورد پیاده سازی قرار بگیرند. برای مثال، یک تشخیص گر لبه بر اساس چشم انداز که مبتنی بر مدل است با استفاده از یک آستانه ثابت توسعه یافته است (یک آستانه کنتراست متوسط از سیستم بینایی)، اما چند فیلتر میان گذر ممکن است در این بین به عنوان پارامترها در نظر گرفته شود [18].

### 3. الگوریتم تشخیص لبه پیشنهاد شده

در ادامه، ما ابتدا الگوریتم انتقال میانگین و الگوریتم LSH را معرفی می کنیم و سپس الگوریتم ترکیبی را ارائه می دهیم.

#### 3.1. تخمین تراکم هسته و انتقال میانگین

نظریه تخمین اشتقاق ریاضی از تراکم هسته در [1] توصیف شده است. در شناسایی الگو، هر نمونه بیانگر یک نقطه در فضای  $d$  بعدی می باشد، که بیانگر ویژگی های فضا می باشد. ابعاد آن به وسیله تعدادی از پارامترها مشخص می شود (مانند تعیین شدت و مختصات مکان بر روی ژنوم برای آرایه داده CGH) برای توصیف نقاط نمونه است. ویژگی های فضا را می توان با توجه به یک تابع احتمال چگالی تجربی (PDF) از پارامترهای ارائه شده دانست.  $n$  نقطه داده ای که به ما داده شده است  $X_i (i=1, \dots, n)$  در فضای  $d$  بعدی  $R^d$  می باشد، تخمین گر تراکم چند متغیره هسته  $(f^{\wedge}(x))$  برای نقطه  $x$  می باشد که به وسیله هسته  $K(x)$  و یک ماتریس متقارن مثبت قطعی با پهنا  $d \times d$  با نام ماتریس  $D$  می باشد.

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_H(x - x_i) \quad (1)$$

در جایی که

$$K_H(x) = |\mathbf{H}|^{-1/2} K(\mathbf{H}^{-1/2}x) \quad (2)$$

ماتریس پهنای باند اغلب به عنوان ماتریس متناسب با ماتریس هویت به شکل  $\mathbf{H} = h^2 \mathbf{I}$  انتخاب می شود یا به صورت مورب  $\mathbf{H} = \text{diag}[h_1^2, \dots, h_d^2]$  می باشد. برای مثال اگر ما حالت قبلی را استفاده کنیم، برای ما یک پارامتر از پهنای باند  $0 < h$  فراهم می کند، پس داریم:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (3)$$

هسته  $K(x)$  یک تابع کراندار می باشد که باید در شرایط زیر صدق کند:

$$\begin{aligned} \sup_{x \in \mathbb{R}^d} |K(x)| < \infty, \int_{\mathbb{R}^d} |K(x)| dx < \infty \\ \lim_{\|x\| \rightarrow \infty} \|x\| K(x) = 0, \int_{\mathbb{R}^d} K(x) dx = 1 \end{aligned} \quad (4)$$

هسته متقارن شعاعی یک مورد خاص است که باید شرط  $K(x) = c_{k,d} k(\|x\|^2)$  را رعایت کند که در جایی که  $K(x)$  خصوصیت هسته می باشد  $(C_{k,d}, X \geq 0)$  (که فرض می شود قطعا مثبت است) یک ثابت نرمال شده است، که سبب می شود  $k(x)$  به یک ادغام شود. با معرفی مشخصات نماد، تخمین گر تراکم را می تواند مجدداً به شکل زیر بازنویسی کرد:

$$\hat{f}(x) = \frac{c_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (5)$$

اولین گام تجزیه و تحلیل ویژگی فضا با تراکم زیر لایه ای  $f(x)$  برای پیدا کردن حالتی از تراکم است که دارای شیب 0 در بین همه این موارد باشد  $\nabla f(x) = 0$ . روش انتقال میانگین یک راه با ظرافت برای تعیین این صفرها بدون

نیاز به تعیین تراکم است [1]. به وسیله محاسبات، و استفاده از قوانین زنجیره ای، شیب  $\nabla f(x)f(x)$

، از فرمول (5) به شکل زیر تغییر پیدا می کند:

$$\hat{V}_{h,k}f(x) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \left[ \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \right] \cdot \left[ \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \right] \quad (6)$$

که در آن  $g(x) = -k^2(x)$  با استفاده از ساده سازی نماد می باشد. سپس هسته  $G(X)$  به شکل  $G(X) = C_{g,d}K(\|X\|^2)$  فرض شده است که یک عدد مثبتی است. رعایت این شرایط در عمل برای تمامی پروفایل ها کاری راحت می باشد. دومین عامل در (6) انتقال میانگین نام دارد، که تفاوت بین میانگین وزنی است (با استفاده از هسته  $G$  برای وزن) و مرکز هسته  $X$  می باشد.

$$m_{h,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \quad (7)$$

ثابت شده است که بردار انتقال میانگین در نقطه  $X$  با هسته  $g$  برای برآورد تراکم نرمالی شیب که به وسیله هسته  $k$  بدست آمده است مورد استفاده قرار می گیرد [1]. بردار انتقال میانگین همیشه در جهتی است که در آن افزایش حداکثری تراکم رخ می دهد. روند انتقال میانگین به وسیله مراحل پی در پی برای محاسبه بردار انتقال میانگین  $m_{h,G}(X)$  رخ می دهد. ثابت شده است که این روند سبب تضمین همگرایی نقاط در یک نقطه که در آن شیب صفر تخمین زده شده است می شود، در صورتی که هسته  $k$  محدب باشد و کاهش یکنواختی داشته باشد.

بنابراین، دنباله ای پی در پی از محل های هسته  $g$ ، به وسیله  $y_j = (j=1,2,\dots)$  برای هر نقطه آغازین مثل  $X_i (y_i = X_i)$  نمایش داده می شود و می توان به شکل زیر آن را محاسبه کرد:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (8)$$

به شرطی که بردار انتقال میانگین همواره به جهتی اشاره کند که در آن جهت تراکم به حداکثر مقدار برسد، میانگین محلی به سمت ناحیه ای انتقال پیدا می کند که اکثر نقاط در آن محل واقع شده اند. در نتیجه، بردار انتقال میانگین می تواند یک مسیری را تعریف کند که در طی آن مسیر یک نقطه ثابت برای تخمین چگالی است، و با تخمین شیب محلی در تراز وسط قرار دارد. این نقاط ثابت با نام "حالت ها" ی چگالی تخمین زده شده صدا زده می شوند.

روند انتقال میانگین، به وسیله محاسبات متوالی از بردار انتقال میانگین  $m_{h,G}(y_i)$  مورد محاسبه قرار می گیرد و تبدیل پنجره به شکل  $y_{j+1} = y_j + m_{h,G}(y_i)$  می باشد، و همگرایی به نقطه ای که در آن شیب تراکم صفر است را برای ما تضمین می کند. مجموعه ای از تمامی مکان هایی که به همان حالت همگرا هستند "محل جلب توجه" از آن حالت نامیده می شود. نقاطی که در همان حوضه از محل جلب توجه هستند با همان خوشه مرتبط هستند.

### 3.2. الگوریتم LSH

مشکلات متعددی در زمینه یافتن آیتم های مشابه به هم وجود دارد. این مشکلات معمولاً به وسیله یافتن نزدیک ترین همسایه به یک شی در یک فضای متریک حل شده است. این یک مشکل ساده در بیان است، اما زمانی که پایگاه داده بزرگ است و اشیاء پیچیده هستند، زمان پردازش آن به صورت خطی با تعداد آیتم ها و پیچیدگی شی رشد می کند. برای پایگاه داده های بسیار بزرگ با آیتم هایی با ابعاد بالا، LSH (محل حساس به هاش شدن) (خرد شدن) [12] یک روش ارزشمند برای بازیابی آیتم هایی می باشد که شبیه به یک کوئری (پرس و جو) آیتم می باشند. در این گونه از جست و جو ها این روش می تواند به طور چشمگیری سبب کاهش زمان محاسباتی، از نظر هزینه های احتمالی هم یک درصد شانس کمی هم برای شکست خوردن در یافتن نزدیک ترین مورد مشابه قطعی وجود دارد.

با توجه به یک نقطه کوئری داده شده، ما تمایل داریم که نقاطی را در یک پایگاه داده بزرگ پیدا کنیم که به کوئری ما نزدیک تر باشند. ما مایلیم که احتمالی بالا برابر با  $\epsilon - 1$  پس ما نزدیک ترین همسایه را به هر نقطه از کوئری بر می گردانیم.



در نتیجه این مشکل با استفاده از تکرار هایی در طی هر نقطه از پایگاه داده و محاسبه فاصله تا کوثری شی به راحتی حل می شود. هر چند که ، پایگاه داده ما ممکن است شامل میلیاردها شی باشد- هر شی به وسیله یک برداری که شامل صدها ابعاد است حل می شود. بنابراین، یافتن یک راه حلی که به جست و جوی خطی بر روی پایگاه داده وابسته نباشد برای ما مهم است. روش های موجود برای دستیابی به این هدف شامل درخت ها و هش ها می باشد.

چندین روش برای این هدف به طور طبیعی پیشنهاد شده است، و محل حساس به هش کردن (LSH) [12] بیشترین توجهات را اخیرا نسبت به خود جلب کرده است زیرا نشان داده است که زمان اجرای آن مستقل بعد  $D$  است و به عنوان یک ابزار عملی پیشگام است. اگر بخواهیم به طور کلی در این مورد صحبت کنیم باید بگوییم که یک محل حساس به هش دارای خصوصیتی است که اگر دو نقطه "نزدیک" هستند، پس آنها را در یک سطلی با احتمال "بالا" هش می کنیم. اگر آنها "دور از هم" هستند ، پس آنها را در یک سطلی با احتمال "پایین" هش خواهیم کرد. به عبارت دیگر یک تابع خانواده  $H = \{h: S \rightarrow u\}$  به  $(r_1, r_2, p_1, p_2)$  حساس است ، در جایی که  $(r_1 < r_2, p_1 > p_2)$  باشد، برای تابع فاصله  $D$  برای هر دو نقطه ای به شکل  $p, q \in S$  می باشد ، خصوصیات زیر برقرار می باشد:

(1) اگر  $p \in B(q, r_1)$  آنگاه :

$$\Pr_{h \in H} [h(q) = h(p)] \geq p_1$$

و

(2) اگر  $p \notin B(q, r_2)$  ، آنگاه :

$$\Pr_{h \in H} [h(q) = h(p)] \leq p_2$$

$B(q, r)$  نشان دهنده یک حوزه بیش از حد از شعاع  $r$  با مرکزی در  $q$  می باشد. به وسیله تعریف یک طرح LSH ، با نام خانواده حساس به هش منتشکل از  $(r, r(1+\xi), p_1, p_2)$  ، مشکل  $(1+\xi)$ -NN را می توان با اجرای یک مجموعه ای از هش کردن ها و جست و جو هایی در داخل این سطل ها انجام داد. کاربردهای یافت شده برای  $(1+\xi)$  می توان به تقریب مفید اشاره کرد، برای مثال زمانی که  $k$  نزدیک ترین همسایه در یک سیستم بزرگ با قسمت های بسیار مورد جست و جو قرار می گیرد، هر کدام از آنها می توانند به شدت نادرست باشند. در این مقاله ما به دنبال

یک تحقیقی برای گسترش این کار هستیم تا بدانیم که تا چه حد و کدام ساختار های جست و جوی دقیق را می توان با استفاده از اجرای  $(1+\epsilon)$  تقریبی برای جست و جوی ابعاد بالاتر مورد استفاده قرار داد. روش قابل توجه قبلی به همراه این خط یک اصلاح ساده برای درخت های  $k-d$  می باشد، تا ما از درخت های متریک قوی تری به عنوان یک نقطه شروع استفاده کنیم. سپس ما درختان متریک را بررسی می کنیم، سپس یک نوع را معرفی می کنیم که تحت عنوان خرده درختان شناخته می شوند.

### 3.3. LSH مبتنی بر الگوریتم انتقال میانگین

در تشخیص لبه با استفاده از الگوریتم انتقال میانگین استاندارد ، هر پیکسل دارای یک شعاعی از پنجره همسایه دارد، برای مثال می توان به عملکرد پهنای باند هسته اشاره کرد. هر پیکسلی در این پنجره همسایگی باید شامل تکرار های محاسباتی از انتقال میانگین باشد. هر چند که، برخی از این پیکسل ها در حالیکه زمان در حال سپری شدن برای گردش هست در اصل برای ما بی فایده هستند.

به همین علت، ما نزدیک ترین همسایه را برای هر پیکسل به وسیله روش جست و جوی تقریبی همسایه می گیریم، LSH. سپس ما نتایج را ذخیره می کنیم و محدوده تکرار را در نظر می گیریم، برای مثال پهنای باند پیکسل هایی که سبب همگرایی در تکرار ها نمی شوند حذف می شوند، که به طور چشمگیری سبب کاهش هزینه مصرفی برای همگرایی در تکرار ها می شود.

بر اساس الگوریتم LSH و انتقال میانگین، LSH مبتنی بر الگوریتم انتقال میانگین مطابق شکل زیر که در جدول 1 آمده است توصیف می شود.

```

/* Step 1: input data point and construct the tree. */
1) Load data point;
2) Build Tree

/* Step 2: Set the search distance and search the Near
Neighbor for each data points. */
For i=0 to nPointNumber
  Querypt = DataPoints[i];
  LSH(Querypt, SquaredRadius, Numreturn,
    IndexPointer, Distance, Error Bound);
  nCount = NumReturn;
  while(nCount = NumReturn)
    nCount = 0;
    for j=0 to NumReturn
      if(IndexPointer[j]>=1)
        nCount = nCount + 1;
      end for
    if(nCount < NumReturn)
      for j=0 to nCount
        store IndexPointer[j] to PindexArray (which is
          the whole Nearest Neighbors Array of all the
          data Points);
      end for
      break;
    end if
    Increase Radius
    LSH again;
  End while
End for

/* Step 3: Iterative Computation of Mean Shift */
For i=0 to nPointNumber
  IterPoint = DataPoints[i];
  Msv = MeanShiftVector(IterPoint, PindexArray)
  MsvMag = Caculate Msv magnitude squared;
  IterationCount = 1;
  While ( MsvMag < && IterationCount < 100)
    IterPoint = IterPoint + Msv;
    Msv = MeanShiftVector(IterPoint,
      PindexArray);
    MsvMag = Caculate Msv magnitude squared;
    IterationCount = IterationCount + 1;
  End while
  Store the IterPoint's value as result;
End for

```

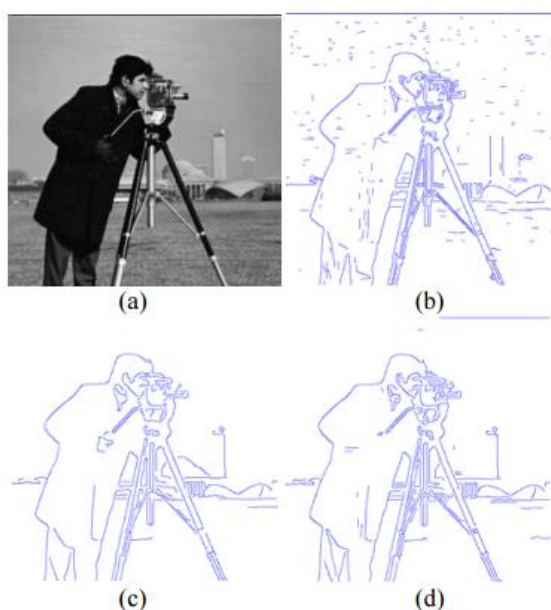
جدول 1. ANN مبتنی بر الگوریتم انتقال میانگین

#### 4. آزمایش ها

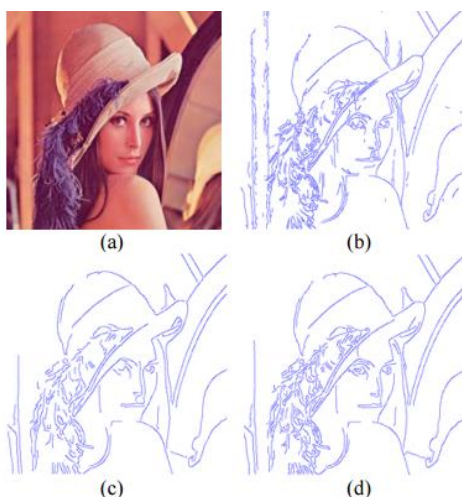
ما این روش را بر روی چند صد مورد از این تصاویر مختلف اعمال کردیم، و شکل 1 برخی از این نتایج را نشان می دهد. شکل 1 قسمت a و شکل 2 قسمت a تصاویر اصلی و معروفی هستند که به نام های "عکاس" و "لنا" معروف هستند. شکل 1 قسمت b و شکل 2 قسمت b هم نتیجه نقشه لبه به استفاده از انتقال میانگین استاندارد با زاویه برابر با 2 و حداقل طولی به اندازه 10 می باشد. شکل 1 قسمت d و شکل 2 قسمت d نتایج تشخیص لبه به وسیله روش ما می باشد.

از طریق شکل 1 و شکل 2 می توان دید که ، لبه های تقسیم شده به وسیله روش ما تقریباً همانند الگوریتم انتقال میانگین استاندارد می باشد. علاوه بر آن، دارای برخی موارد اضافی هم هست، چرا که دارای اطلاعات جزئی بیشتر نسبت به الگوریتم انتقال میانگین استاندارد است.

جدول 2 لیستی از زمان های پردازش برای دو روش تشخیص لبه را با استفاده از سیستمی که دارای پردازنده پنتیوم 4 1.8 گیگاهرتزی به همراه 1 گیگابایت رم برای تصویری به اندازه 512\*512 بوده است را فراهم کرده است. این نتایج بیانگر این است که روش پیشنهاد شده سریع تر از روش های مرسوم می باشد.



تصویر 1. نتایج طرز بیان لبه برای تصویر "عکاس" (a) تصویر اصلی است . (b) نقشه تشخیص با استفاده از الگوریتم انتقال میانگین با زاویه 2 و حداقل طول 5 می باشد (c) نقشه لبه با استفاده از الگوریتم انتقال میانگین با زاویه 5 و حداقل طول 10 (d) روش ما .



تصویر 2. نتایج طرز بیان لبه برای تصویر "لنا" ("Lena" a) تصویر اصلی (b) نقشه تشخیص با استفاده از الگوریتم انتقال میانگین با زاویه 2 و حداقل طول 5 می باشد (c) نقشه لبه با استفاده از الگوریتم انتقال میانگین با زاویه 5 و حداقل طول 10 (d) روش ما .

جدول 2. مقایسه زمان

تصویر آزمایشی	زمان بر حسب میلی ثانیه (ثانیه)	زمان پاسخگویی برای روش (روش ها)
عکاس	8.23	2.21
Lena (لنا)	7.95	2.05
میوه	8.12	2.13

## 5. نتیجه گیری ها

این مقاله یک شیوه جدید برای تشخیص لبه بر اساس LSH و الگوریتم انتقال میانگین ارائه داده است. این روش نزدیک ترین همسایه ها را به عنوان تکرار پهنای باند انتقال میانگین در نظر می گیرد. مزایای روش ارائه شده شامل: (1) کاهش زمان تکرار همگرایی (2) دارای قابلیت انطباق با پهنای باند است. بنابراین نتایج لبه می تواند سبب حفظ اطلاعات با جزئیات بیشتری از تصویر شود. آزمایش ها بیانگر موثر بودن روش پیشنهادی است.

این کار با حمایت دپارتمان آموزشی Hubeil Provincial ( با شماره مجوز : Q20091704 ) ، بنیاد علوم طبیعی Hubeil Province ( با شماره مجوز 2008CDB232 ) انجام گرفته است.

## References

- [1] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis," IEEE Trans. Pattern Recognition & Machine Intelligence, vol. 24, pp. 603-619, 2002.
- [2] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "real-time tracking of non-rigid objects using mean shift," presented at IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, South Carolina, 2000.
- [3] K. Fukunaga and L. Hostetler, "The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition," IEEE IT, vol. 21, pp. 32-40, 1975.
- [4] Y. Cheng, "Mean shift, mode seeking, and clustering," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, pp. 790-799, 1995.
- [5] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift analysis and applications," presented at IEEE Int. Conf. on Computer Vision, 1999.
- [6] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Kernel-based object tracking," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, pp. 564-575, 2003.
- [7] D. Comaniciu, "An algorithm for data-driven bandwidth selection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, pp. 281-288, 2003.
- [8] R. Collins, " Mean-shift blob tracking through scale space," presented at IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003.
- [9] J. Wang, B. Thiesson, Y. Xu, and M. Cohen, "Image and video segmentation by anisotropic mean shift," presented at European Conf. on Computer Vision, 2004.
- [10] G. Bradski, "Computer vision face tracking for use in a perceptual user interface," presented at IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 1998.
- [11] H. Tao, H. Sawhney, and R. Kumar, "Object tracking with bayesian estimation of dynamic layer representations," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, pp. 75-89, 2002.
- [12] P. Indyk and R. Motwani, "Approximate nearest neighbors: towards removing the curse of dimensionality," presented at STOC, 1998.
- [13] A. Sha'ashua and S. Ullman, "Structural saliency: the detection of globally salient structures using locally connected network," presented at ICCV-88, 1988.
- [14] G. Guy and G. Medioni, "Inferring global perceptual contours from local features," Int. J. Comput. Vis, vol. 20, pp. 113-133, 1996.
- [15] M. Lindenbaum and A. Berengolts, "A probabilistic interpretation of saliency network," presented at ECCV, 2000.
- [16] T. Lindenber, "Feature detection with automatic scale selection," Int. J. Comput. Vis., vol. 30, pp. 77-116, 1998.
- [17] S. Venkatesh and P. Rosin, "Dynamic threshold determination by local and global edge evaluation," Comput. Vis. Graph. Image Process., vol. 57, pp. 146- 160, 1995.
- [18] E. Peli, " Feature detection algorithm based on a visual system model," in IEEE 90, 2002, pp. 78-93.