

تاریخ دریافت مقاله: ۹۶/۵/۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۶/۱۱/۴

## بررسی معیارهای شباهت در بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا

مرضیه فرهادی\*

کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران  
پست الکترونیکی: m.farhadi68@gmail.com

منصور جمزاد

استاد، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران  
پست الکترونیکی: jamzad@sharif.edu

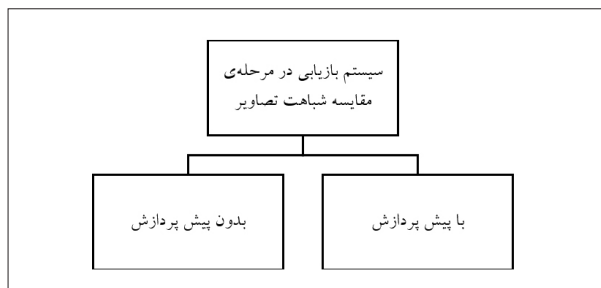
### چکیده

شباهت تصاویر مورد مطالعه قرار گرفته و دسته‌بندی دقیقی برای این معیارها ارائه شده است. واژه‌های کلیدی: سیستم بازیابی تصویر، مقایسه شباهت تصاویر، معیار شباهت

یادگیری اطلاعات، اشتراک‌گذاری و برقراری ارتباط با سراسر دنیا باعث شده بازیابی تصاویر و ویدئو بر اساس محتوا به یک حوزه فعال تحقیقاتی تبدیل شود. به دلیل گسترش سریع کتابخانه‌های دیجیتال و بانک‌های داده، توسعه یک الگوریتم کارآمد برای بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا ضروری است. سیستم‌های بازیابی تصاویر دارای دو مرحله اصلی استخراج ویژگی و مقایسه شباهت تصاویر هستند. با وجود اهمیت استخراج تصاویر، اگر معیار مناسبی برای مرحله مقایسه شباهت انتخاب نشود سیستم بازیابی نتیجه مطلوبی نخواهد داشت. با این وجود مقالات کمی آن هم به صورت جزئی به ارزیابی روش‌های مقایسه شباهت تصاویر پرداخته‌اند. هدف این مقاله شناسایی و مقایسه روش‌های مقایسه شباهت تصاویر است. در این مقاله، مطالعه دقیق و مقایسه این روش‌ها و ارائه دسته‌بندی مناسب برای آن‌ها به منظور شناخت معیارهای مناسب شباهت انجام شده است. در این بررسی<sup>۱</sup> معیارهای مورد استفاده در مرحله مقایسه

### ۱- مقدمه

جستجوی شباهت، یک زمینه مهم و در حال گسترش در سیستم‌های بازیابی چند رسانه‌ای است و در حوزه‌های مختلف تجاری و علمی نظیر تشخیص کپی و تکثیر تصاویر و ویدئو [۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶]، بازیابی بر اساس محتوا در صوت، ویدئو و تصویر [۷، ۸، ۹، ۱۰، ۱۱، ۱۲] استفاده می‌شود. به منظور دست یافتن به نیازهای سیستم و کاربران مختلف، مدل‌های شباهت مبتنی بر محتوا گسترش یافتند و به صورت قابل ملاحظه‌ای در حوزه‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفتند. چالش کلیدی این مدل‌ها گردآوری خصوصیات اصلی اشیاء داده است که برای مقایسه اشیاء متناظر با سایر اشیاء بر اساس محتوای آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۳].



شکل ۱: دسته‌بندی برای سیستم بازیابی در مرحله مقایسه شباهت ویژگی

جمع‌بندی نهایی از این معیارها ارایه شده است.

## ۲- معیار شباهت

شکل ۱ یک نمودار بلوکی دسته‌بندی برای سیستم بازیابی در مرحله مقایسه شباهت تصاویر را نشان می‌دهد. برخی از سیستم‌های بازیابی در مرحله مقایسه شباهت ویژگی یک پیش پردازش انجام می‌دهند تا فضای جستجو را کاهش دهند.

رحمان و همکاران [۲۶]، جدیدترین روش یادگیری ماشین را به‌منظور پیش پردازش تصاویر با ترکیب یک تکنیک مقایسه شباهت تصویر آماری و بازخورد ارتباطی روی بانک داده پزشکی پیشنهاد کرده‌اند. در این مقاله از هر دو روش ماشین بردار پشتیبان<sup>۵</sup> که از جمله روش‌های با نظارت<sup>۶</sup> و خوشه‌بندی فازی c-mean<sup>۷</sup> که از روش‌های بدون نظارت<sup>۸</sup> روش‌های یادگیری ماشین محسوب می‌شود به‌منظور تکمیل یکدیگر در پایگاه داده مورد نظر استفاده شده است. در مقایسه شباهت تصویر آماری، به جای مقایسه بردارهای ویژگی مربوط به بانک تصاویر و تصویر پرس وجو، کواریانس خصوصیات ویژگی در توزیع دسته تصاویر تخمین زده شده و از آن در تابع مقایسه شباهت تصویر استفاده می‌شود. عملکرد معیارهای مقایسه شباهت مختلف در حالات با پیش‌پردازش و بدون پیش‌پردازش، با بازخورد ارتباطی و بدون آن ارزیابی شده است.

همان‌طور که در شکل ۲ نشان داده شده است گو و

در گذشته بازیابی تصاویر به‌صورت دستی با جایگذاری کلمات کلیدی در تصویر توسط عوامل انسانی صورت می‌گرفت که بعداً از این کلمات برای جستجوی تصویر استفاده می‌شد. توصیف تمامی رنگ‌ها، بافت‌ها، شکل‌ها و اشیاء تصویر، کاری سخت و زمانبر بود. بنابراین به جای جایگذاری دستی کلمات کلیدی در تصاویر و سپس جستجو بر روی کلمات کلیدی، برای بازیابی، از محتوای بصری تصاویر مثل رنگ، بافت و شکل استفاده شد. از این پس توجهات به سمت بازیابی تصاویر بر اساس محتوا جلب شد [۱۴]. کار تحقیقاتی در سیستم‌های بازیابی تصاویر در جهات و مراحل متنوعی از بازیابی تصاویر مثل بردار ویژگی، تکنیک‌های استخراج ویژگی، نحوه نمایش بردار ویژگی، معیارهای شباهت، کیفیت پارامترهای ارزیابی و غیره در حال گسترش است [۱۵، ۱۶، ۱۷، ۱۸، ۱۹، ۲۰]. بسیاری از روش‌ها در زمینه‌های پرکاربرد مثل هیستوگرام رنگ، گشتاورهای رنگ<sup>۲</sup>، بردار وابستگی رنگ<sup>۳</sup> و همبستگی نگار رنگ<sup>۴</sup>، پالایه گابور، ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری و غیره معرفی و طراحی شدند. قسمت اصلی سیستم‌های بازیابی تصاویر محاسبه فاصله تصویر پرس‌وجو با هر یک از تصاویر بانک داده است که تاثیر بسزایی در کارایی سیستم‌های بازیابی تصاویر دارد. با محاسبه این فاصله می‌توان تصاویر نهایی مورد نظر را استخراج کرد. معیارهای شباهت متنوعی معرفی شده‌اند که می‌توان از آن‌ها برای سیستم‌های بازیابی تصاویر استفاده کرد [۲۱، ۲۲، ۲۳، ۲۴]. معمول‌ترین معیار شباهت فاصله اقلیدسی بین دو بردار ویژگی توصیف‌کننده دو تصویر است [۲۵].

بخش‌های مهم این مقاله به‌صورت خلاصه به‌شرح زیر است. در بخش دوم معیارهای شباهت مختلف به همراه دسته‌بندی آن‌ها آورده شده است. برای بررسی بهتر این معیارها در بخش سوم مقایسه‌های انجام شده روی این معیارها توضیح داده شده است و در بخش چهارم

5- Support Vector Machine

6- supervised

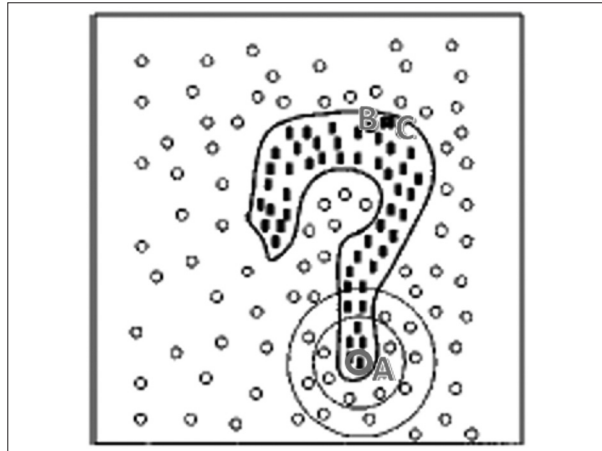
7- fuzzy c-mean clustering

8- unsupervised

2- color moments

3- color coherence vector

4- color correlogram



شکل ۲: نتایج بازیابی معیار شباهت اقلیدسی و روش ارائه شده توسط گو و همکاران [۲۷] برای تصویر پرسوجوی A که با دایره قرمز رنگ نشان داده شده است. در این شکل تصاویر مشابه با مستطیل و بقیه تصاویر با دایره نشان داده شده است. نتایج بازیابی معیار شباهت اقلیدسی برای تصویر پرسوجوی A به صورت دایره‌هایی به مرکز A است. مرز دیگر که به شکل علامت سوال است نتایج بازیابی روش ارائه شده توسط گو و همکاران [۲۷] می‌باشد. توجه داشته باشید که دو تصویر B و C دو تصویر کاملاً مشابه به تصویر A هستند که نزدیک مرز می‌باشند [۲۷].

همکاران [۲۷] اثبات کرده‌اند معیار شباهت اقلیدسی به توپولوژی نمونه حساس است. فرض کنید نقطه A نقطه پرسوجو باشد، همان‌طور که در شکل ۲ دیده می‌شود، معیار شباهت اقلیدسی به صورت فاصله نقاط در فضای n بعدی که در فاصله ثابتی از یک مرکز قرار دارند محاسبه می‌شود. به عبارت دیگر این نقاط بر روی یک کره در فضای n بعدی<sup>۹</sup> قرار دارند. با افزایش شعاع کره، کره حاوی تعداد بیشتری تصویر می‌شود. شعاع کره به‌طور غیرمستقیم توسط تعداد تصاویری که بازیابی می‌شوند تعیین می‌گردد. برای تصاویر پرسوجوی متفاوت، مرکز کره جا به جا می‌شود. در واقع مرکز کره نماینده تصویر پرسوجو است. تصاویر بازیابی شده که درون کره قرار می‌گیرند برای دو تصویری که از نظر ادراکی<sup>۱۰</sup> مشابه هستند، متفاوت می‌باشند. علاوه بر این بسیاری از تصاویر بی‌ربط می‌توانند توسط یک کره محدود شوند و به‌عنوان نتیجه به کاربر نشان داده شوند. برای حل این مشکل در این مقاله استفاده از یک مرز غیرکروی ناهموار

به‌منظور قرار دادن تصاویر مشابه در یک خوشه و سپس مقایسه تصویر پرسوجو با تصاویر درون مرز، پیشنهاد شده است. به‌عنوان مثال، تصویر پرسوجوی A فقط با تصاویر درون مرز نشان داده شده در شکل ۲ مقایسه می‌شود و معیار شباهت اقلیدسی بین آن‌ها محاسبه می‌گردد.

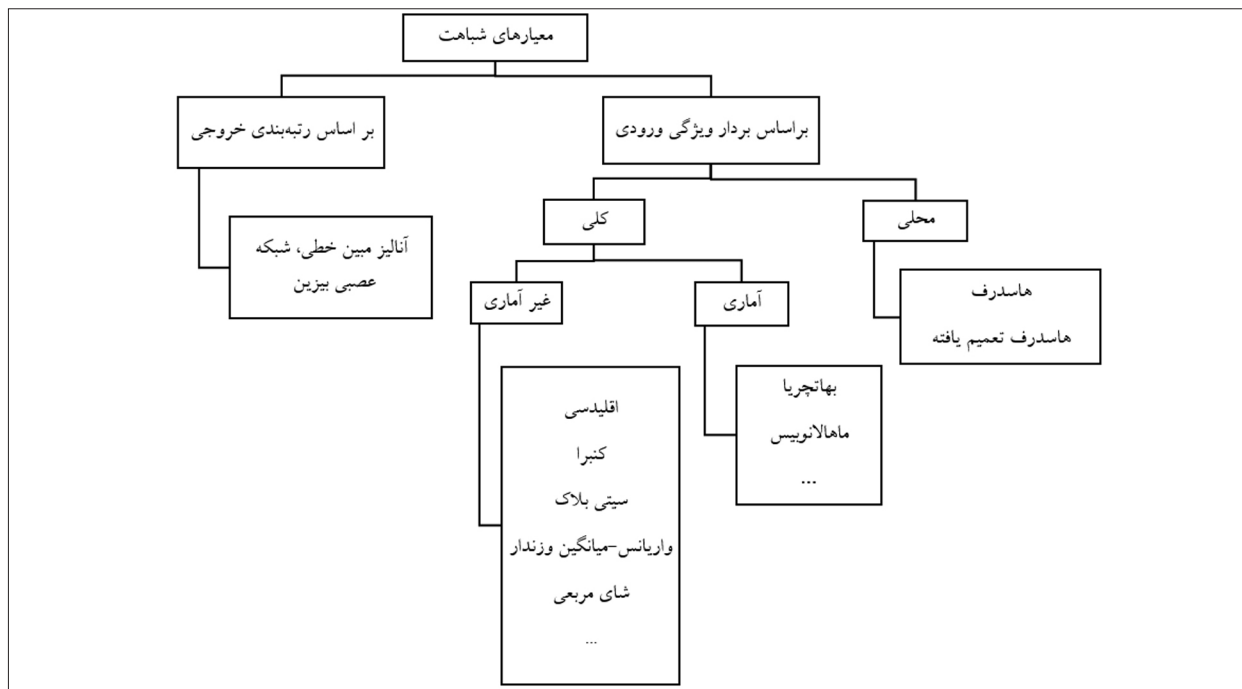
در این‌جا تصاویر پایگاه داده توسط یک روش یادگیری به دو خوشه<sup>۱۱</sup> تقسیم می‌شوند. در واقع یک مرز یادگرفته می‌شود تا تصاویر را برای جستجو محدودتر کند. سپس فاصله بین تصویر پرسوجو با تصاویر درون مرز توسط معیار شباهت اقلیدسی به دست می‌آید. به این روش معیار شباهت مقید<sup>۱۲</sup> گفته می‌شود. در این مقاله سعی بر بهبود عملکرد معیار شباهت اقلیدسی است. سپس با استفاده از مرتبط بودن داده بازخورد<sup>۱۳</sup>، سیستم ارتقا داده شده است. به این نحو که نمونه‌ها توسط کاربر با مقادیر منفی و مثبت امتیازدهی می‌شوند.

برای یادگیری مرز تصاویر می‌توان از رده‌بندی تصاویر توسط روش‌های رده‌بندی معنایی یا سطح بالا استفاده کرد [۲۸]. تابع تصمیم‌گیری بیزی هم یک روش مناسب برای به‌دست آوردن مرز است. با این وجود این تابع به تصاویر زیادی برای یادگیری و تخمین پارامترهای مدل نیاز دارد و ما نمی‌توانیم کاربر را مجبور کنیم که برای نمونه‌های زیادی بازخورد ارائه نماید. بنابراین پیشنهاد می‌شود از یک روش غیرپارامتری و روشی که به نمونه‌های زیادی برای یادگیری نیاز ندارد استفاده شود. رده‌بندی‌هایی با حاشیه<sup>۱۴</sup> زیاد مثل SVM [۲۹] و AdaBoost [۳۰] به این منظور می‌توانند استفاده شوند. دوین [۳۱] توضیح داده است که چرا SVM می‌تواند با مجموعه آموزش کوچک به خوبی کار کند.

برای معیارهای شباهت استفاده شده در منابع مختلف می‌توان دسته‌بندی مطابق شکل ۳ ارائه داد:

11- cluster  
12- Constrained Similarity Measure(CSM)  
13- relevance feedback  
14- margin

9- hyper-sphere  
10- perceptual



شکل ۳: دسته بندی معیارهای شباهت

از  $i$  امین ناحیه  $R_i^q$  از تصویر  $Q$  و  $k$  امین بردار ویژگی  $V_k^x$  از  $z$  امین ناحیه  $R_j^x$  از تصویر  $X$  باشد. آنگاه رابطه (۱) برقرار است:

$$d_k = d(R_i^q, R_j^x) = \sum_{C_n^q \in V_k^q, C_n^x \in V_k^x} (C_n^q - C_n^x)^2 \quad (1)$$

شباهت به صورت حاصل جمع تجمعی وزن دار محاسبه می شود. وزن نسبت داده شده به  $k$  امین بردار ویژگی از تصویر پرس وجو به منظور نمایش میزان اهمیت آن می باشد. بنابراین فاصله نهایی بین دو ناحیه از رابطه (۲) به دست می آید:

$$D(R_i^q, R_j^x) = \sum_{k=1}^4 w_k d_k \quad (2)$$

زمانی که کاربر یک ناحیه مورد علاقه  $R_i^q$  را در تصویر  $Q$  انتخاب می کند، تصاویر نامزد با اعمال رابطه های (۱) و (۲) برای هر ناحیه آن ها تحلیل شده تا بهترین ناحیه منطبق با ناحیه انتخابی کاربر پیدا شود که آن ناحیه ای است که کمترین فاصله را با ناحیه پرس وجو دارد. بنابراین در نهایت فاصله بین  $Q$  و  $X$  با رابطه (۳) به دست می آید:

$$D(Q, X) = \min_{j=1 to 5} (D(R_i^q, R_j^x)) \quad (3)$$

## ۲-۱- مقایسه براساس بردار ویژگی ورودی

در این حالت بردار ویژگی از تصویر استخراج می شود و سپس توسط یکی از معیارهای شباهت شکل ۳ فاصله بین تصاویر به دست می آید. در شکل ۴ نمای کلی این روش آورده شده است:

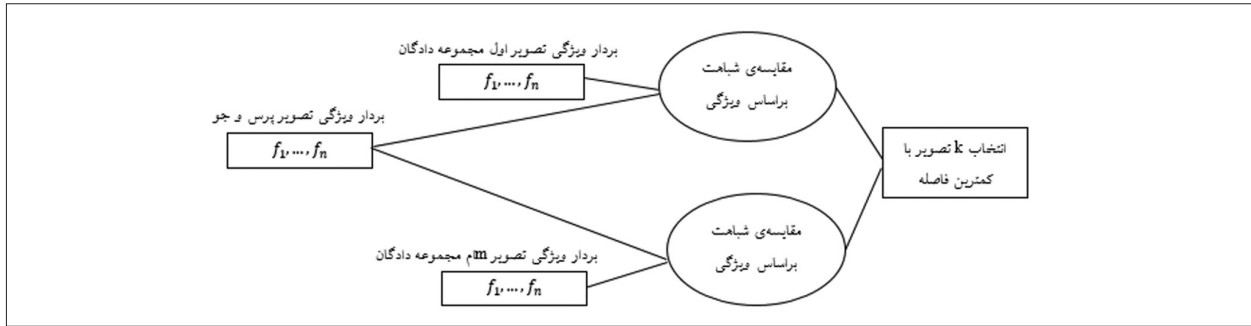
## ۲-۲- معیارهای شباهت محلی

در این معیارها قسمتی از تصویر به عنوان ناحیه مورد علاقه انتخاب و بردار ویژگی از آن استخراج می گردد. این ناحیه قسمتی وسیع و مهم از تصویر است. معیارهایی که بر این اساس عمل می کنند در زیر آمده اند.

### ۲-۲-۱- معیار شباهت مجموع مربعات<sup>۱۵</sup>

هسیانو و همکاران [۳۳] از معیار مجموع مربعات به عنوان معیار شباهت استفاده کرده اند. فرض کنید  $Q$  و  $X$  به ترتیب تصویر پرس وجو و یک تصویر از پایگاه داده باشند.  $V_k$ ،  $k$  امین بردار ویژگی یک تصویر یا ناحیه است (در روش ما  $k$  برابر ۱ تا ۴ است).  $C_n$  یک جزء از  $V_k$  است. همچنین فرض کنید  $d_k$  فاصله بین  $k$  امین بردار ویژگی  $V_k^q$

15- Sum Squared Difference(SSD)



شکل ۴: معماری دسته‌بر اساس بردار ورودی [۳۲].

تصویر استخراج می‌کنند.

- ۲-۳-۱- معیارهای شباهت آماری
- معیارهای بهاتچریا و ماهالانویس

معیار شباهت آماری، به‌عنوان فاصله بین دو توزیع آماری تعریف می‌شود که تغییرات<sup>۱۸</sup> و همبستگی<sup>۱۹</sup> بین دو بردار ویژگی را اندازه‌گیری می‌کند.

فرض کنید تصویر پرس‌وجوی  $q$  و تصویر هدف  $t$  در بانک داده در دو رده متفاوت قرار دارند و چگالی احتمال خاص<sup>۲۰</sup> آن‌ها به‌صورت  $p_t(z_t)$  و  $p_q(z_q)$  تعریف می‌شود. زمانی که این چگالی‌ها توزیع‌های نرمال چند متغیره باشند، می‌توانند با بردار میانگین  $\mu$  و ماتریس کواریانس  $\Sigma$  به‌صورت  $p_t(z) = N(z; \mu_t, \Sigma_t)$  و  $p_q(z) = N(z; \mu_q, \Sigma_q)$  تخمین زده شوند، به‌طوری که رابطه (۶) برقرار باشد.

$$N(z; \mu, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(z - \mu)^T \Sigma^{-1} (z - \mu)\right] \quad (6)$$

در این جا  $z \in \mathbb{R}^m$  که  $\mathbb{R}$  آنگن اسپیس<sup>۲۱</sup> و  $|\cdot|$  ماتریس دترمینال است [۳۷]. یک معیار مشهور برای به‌دست آوردن شباهت بین دو توزیع گوسی معیار بهاتچریا<sup>۲۲</sup> است که برابر کران بالای احتمال خطای رده‌بند بهینه<sup>۲۳</sup> است [۳۷]. معیار بهاتچریا بین تصویر پرس‌وجوی  $q$  و تصویر هدف  $t$  در بانک داده با رابطه (۷) به‌دست می‌آید [۲۶]:

$$D_{Bhatt}(q, t) = \frac{1}{8} (\mu_q - \mu_t)^T \left[ \frac{\Sigma_q + \Sigma_t}{2} \right]^{-1} (\mu_q - \mu_t) + \frac{1}{2} \ln \frac{|\Sigma_q + \Sigma_t|/2}{\sqrt{|\Sigma_q| |\Sigma_t|}} \quad (7)$$

به‌طوری که  $\mu_t$  و  $\mu_q$  بردار میانگین،  $\Sigma_t$  و  $\Sigma_q$  ماتریس

- 18- variation
- 19- correlation
- 20- respective probability density
- 21- eigenspace
- 22- Bhattacharyya
- 23- optimal Bayesian classification error probability

## ۲-۲-۲- معیار شباهت هاسدرف<sup>۱۶</sup>

سیستم‌های بازیابی گوناگونی از این معیار به‌عنوان معیار شباهت استفاده کرده‌اند [۱۳، ۳۴، ۳۵]. فرض کنید از تصویر  $O$  بردارهای ویژگی  $f_1, \dots, f_k$  استخراج شده‌اند. فرض کنید فضای ویژگی را به  $n$  خوشه‌ی<sup>۱۷</sup>  $c_1, \dots, c_n$  تقسیم کرده‌ایم. آنگاه یک تصویر  $O$  را می‌توان با یک بردار ویژگی  $S^O = \{c_i^O, w_i^O\}, i = 1, \dots, n$  نشان داد به‌طوری که  $w_i^O = \frac{|c_i|}{k}$  و  $c_i^O = \frac{\sum f \in c_i f}{|c_i|}$  خوشه می‌باشند.

به این ترتیب معیار شباهت هاسدرف بین دو ویژگی  $S^O$  و  $S^q$  با رابطه (۴) به‌دست می‌آید:

$$HD_d(S^q, S^O) = \max \{h(S^q, S^O), h(S^O, S^q)\} \quad (4)$$

به‌طوری که  $h(S^q, S^O) = \max_{c^q \in S^q} \min_{c^O \in S^O} \{d(c^q, c^O)\}$  [۱۳].

## ۲-۲-۳- معیار شباهت هاسدرف تعمیم یافته

پارک و همکاران [۳۶] به دلیل وجود معیابی در معیار شباهت هاسدرف از فرم تعمیم‌یافته آن استفاده کرده‌اند. مزیت این روش نسبت به معیار شباهت هاسدرف در نظر گرفتن وزن نواحی است. در این حالت معیار شباهت هاسدرف تعمیم یافته با رابطه (۵) به‌دست می‌آید:

$$PMHD_d(S^q, S^O) = \max \{h_w(S^q, S^O), h_w(S^O, S^q)\} \quad (5)$$

به‌طوری که  $h_w(S^q, S^O) = \frac{\sum_i w_i^q \cdot \min(\frac{d(c_i^q, c_i^O)}{\min(w_i^q, w_i^O)})}{\sum_i w_i^q}$  [۱۳].

## ۲-۳- معیارهای شباهت کلی

این دسته از معیارها که شامل تعداد زیادی از معیارهای شباهت می‌شوند ویژگی مورد نظر را از کل

- 16- Hausdorff
- 17- Cluster

$$D_{kl}(P||Q) = \sum_i P(i) \ln \frac{P(i)}{Q(i)} \quad (9)$$

اختلاف کولبک لیبلر زمانی تعریف می‌شود که اگر  $Q(i) = 0$  باشد آن‌گاه برای تمامی آنها،  $P(i) = 0$  باشد. زمانی که  $P(i)$  برابر صفر است، رابطه (۱۰) برقرار است.

$$\lim_{x \rightarrow 0} x \ln x = 0 \quad (10)$$

زمانی که توزیع‌های  $p$  و  $Q$  متغیرهای تصادفی پیوسته باشند، اختلاف کولبک لیبلر با استفاده از انتگرال رابطه (۱۱) به دست می‌آید.

$$D_{kl}(P||Q) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x) \ln \frac{p(x)}{q(x)} dx \quad (11)$$

به طوری که  $p$  و  $q$  چگالی دو متغیر  $p$  و  $Q$  هستند [۴۴].

• معیار شباهت جفری<sup>۲۵</sup> [۴۴]

گفته شده است که معیار اختلاف کولبک به دلیل آن‌که متقارن نیست یک معیار مناسب نمی‌باشد. معیار اختلاف جفری برای حل این مشکل پیشنهاد شده است. این معیار، حالت متقارن معیار اختلاف کولبک لیبلر است که با استفاده از رابطه (۱۲) محاسبه می‌شود.

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n x_c \log \frac{x_i}{\mu} + y_c \log \frac{y_i}{\mu} \quad (12)$$

$x$  و  $y$  دو متغیر تصادفی گسسته هستند.

• معیار شباهت کولموگروف-اسمیرنوف<sup>۲۶</sup>

معیار کولموگروف-اسمیرنوف [۴۴] یک معیار غیرپارامتری کمیت از یک توزیع احتمالاتی یک بعدی پیوسته است که می‌تواند برای مقایسه یک نمونه با یک توزیع احتمالی مرجع یا برای مقایسه دو نمونه استفاده شود.

این معیار، فاصله بین تابع احتمال تجربی یک نمونه و تابع احتمال تراکمی یک توزیع مرجع و یا فاصله تابع احتمال تجربی دو نمونه را اندازه‌گیری می‌کند.

اختلاف کولموگراف-اسمیرنوف برای دو نمونه یکی از روش‌های غیر پارامتری کلی و خیلی مفید برای مقایسه

کواریانس تصویر پرس و جوی  $q$  و تصویر هدف  $t$  است. این معیار ترکیبی از دو عبارت است. عبارت اول فاصله بین بردارهای میانگین تصاویر و عبارت دوم تفکیک‌پذیری رده متناسب با تفاوت بین ماتریس‌های کواریانس است. زمانی که تمامی رده‌ها دارای ماتریس کواریانس مشابهی باشند معیار بهاتچریا را معیار شباهت ماهالانوبیس می‌گویند که اغلب در سیستم‌های بازیابی تصاویر [۳۸، ۳۹] مورد استفاده قرار می‌گیرد و با رابطه (۸) محاسبه می‌گردد [۲۶].

$$D_{Maha}(q, t) = (\mu_q - \mu_t)^T \Sigma^{-1} (\mu_q - \mu_t). \quad (8)$$

در بسیاری از سیستم‌های بازیابی از معیارهای شباهت بهاتچریا و ماهالانوبیس استفاده شده است [۴۰، ۴۱، ۴۲].

• معیار شباهت کولبک لیبلر<sup>۲۴</sup>

آلتا و همکاران [۴۳] از این معیار به عنوان معیار شباهت سیستم بازیابی استفاده کرده‌اند. در نظریه احتمال و نظریه اطلاعات، اختلاف کولبک لیبلر یک معیار غیر متقارن از اختلاف بین دو توزیع احتمالاتی  $P$  و  $Q$  است. به طور خاص، اختلاف کولبک لیبلر برای  $P$  و  $Q$  با  $D_{kl}(P||Q)$  نشان داده می‌شود که یک معیار برای از دست دادن اطلاعات در زمانی است که  $Q$  برای تخمین  $P$  استفاده می‌شود. معیار اختلاف کولبک لیبلر، امید ریاضی تعداد بیت‌های اضافی که برای نمونه برداری از  $P$  نیاز است را در زمانی که یک کد بهینه برای  $Q$  استفاده می‌شود اندازه‌گیری می‌کند.

در حالت معمول،  $P$  نشان‌دهنده توزیع درست داده مشاهدات، یا یک توزیع نظری محاسبه شده دقیق است.  $Q$  به طور معمول نشان‌دهنده یک نظریه، مدل، توضیحات و یا تقریبی از  $P$  است.

هر چند این به عنوان یک معیار یا فاصله استفاده می‌شود، اما اختلاف کولبک لیبلر یک معیار صحیح نیست. به عنوان مثال، متقارن نبودن یعنی اختلاف کولبک لیبلر برای متغیرهای  $P$  به  $Q$  با این اختلاف برای  $P$  به  $Q$  به طور کلی یکی نیست.

برای دو توزیع گسسته  $P$  و  $Q$  اختلاف کولبک لیبلر  $Q$  از  $P$  با استفاده از رابطه (۹) به دست می‌آید.

25- Jeffrey divergent  
26- divergent Kolmogorov-Smirnov

24- Kull back – Leibler divergent

۲-۳-۲- معیارهای شباهت غیرآماري

• معیار شباهت فرم مربعی

با داشتن دو ویژگی  $S^q$  و  $S^o$  این معیار توسط رابطه (۱۶) به دست می آید:

$$SQFD_A(S^q, S^o) = \sqrt{(w_q | - w_o) \cdot A \cdot (w_q | - w_o)^T} \quad (16)$$

به طوری که  $A \in \mathcal{R}^{(n+m) \times (n+m)}$  ماتریس شباهت، بردار  $w_q = \{w_1^q, \dots, w_n^q\}$  و  $w_o = \{w_1^o, \dots, w_m^o\}$  بردار وزن و  $(w_1^q, \dots, w_n^q, -w_1^o, \dots, -w_m^o)$  رده بندی  $w_q$  و  $w_o$  هستند. در مراجع زیادی از سیستم های بازیابی [۴۵، ۴۶، ۴۷] از این معیار به عنوان یک معیار شباهت برای سیستم بازیابی، استفاده شده است [۱۳].

• معیار شباهت واریانس- میانگین وزن دار<sup>۳۱</sup>

فاصله واریانس- میانگین وزن دار که توسط منجنات [۴۸] پیشنهاد شده است توسط رابطه (۱۷) محاسبه می شود

$$d_{WMV} = \sum_m \sum_n \left| \frac{\mu_{mn}^x - \mu_{mn}^y}{\sigma(\mu_{mn})} \right| + \left| \frac{\sigma_{mn}^x - \sigma_{mn}^y}{\sigma(\mu_{mn})} \right| \quad (17)$$

$\sigma(\mu_{mn})$  و  $\sigma(\mu_{mn})$  انحراف معیار ویژگی های تصاویر هستند و برای نرمال کردن به کار می روند. این نرمال سازی باعث افزایش قدرت و کیفیت سیستم بازیابی می شود [۱].

معیار شباهت بری- کورتیس<sup>۳۲</sup>

این معیار با رابطه (۱۸) محاسبه می شود:

$$d_{BC}(x, y) = \sum_{i=1}^d \frac{|x_i - y_i|}{x_i + y_i} \quad (18)$$

در این رابطه مجموع نرمال شده فاصله به دست می آید. بنابراین مقدار این فاصله هیچگاه از یک تجاوز نمی کند. بنابراین معیار خوبی برای استفاده به نظر می رسد چون از مقیاس گذاری<sup>۳۳</sup> جلوگیری می نماید [۱].

• معیار شباهت شای مربعی<sup>۳۴</sup>

این معیار که در منبع [۱] به عنوان معیار شباهت استفاده شده است توسط رابطه (۱۹) به دست می آید:

$$d_{chi}(x, y) = \sum_{i=1}^d \frac{(x_i - y_i)^2}{x_i + y_i} \quad (19)$$

دو نمونه است. این معیار نسبت به اختلاف محل و شکل توابع توزیع تجربی و تراکمی دو نمونه حساس می باشد.

معیار شباهت کولموگروف- اسمیرنوف با استفاده از رابطه (۱۳) به دست می آید که  $X$  و  $Y$  دو نمونه هستند.

$$d(X, Y) = \max_i |x_i - y_i|, X = \{x_1, \dots, x_n\}, Y = \{y_1, \dots, y_n\} \quad (13)$$

• معیار شباهت کرامر فون میزس<sup>۳۷</sup>

معیار کرامر فون میزس [۴۴] یک معیار برای قضاوت در مورد میزان تناسب ضرب یک تابع توزیع تراکمی در مقایسه با یک تابع توزیع تجربی داده شده و یا معیاری برای مقایسه دو تابع توزیع تجربی می باشد. به علاوه از این معیار به عنوان بخشی از الگوریتم های دیگر نظیر برآورد حداقل فاصله، استفاده می شود.

معیار کرامر فون میزس با استفاده از رابطه (۱۴) به دست می آید.

$$w^2 = \int_{-\infty}^{\infty} [F_n(x) - F^*(x)]^2 dF^*(x) \quad (14)$$

که  $F$  تابع توزیع تراکمی و  $F_n$  تابع توزیع تجربی است. هر یک از این دو توزیع می توانند به نوبت دیگری را تخمین بزنند.

• معیار شباهت زمین جنبه<sup>۳۸</sup>

در علوم کامپیوتر معیار شباهت زمین جنبه [۴۴]، یک معیار فاصله بین دو توزیع احتمالی در ناحیه است. در ریاضیات، این فاصله به اسم معیار واسراشتاین<sup>۳۹</sup> معروف است.

روش فاصله زمین جنبه به این صورت عمل می کند که کمترین هزینه تبدیل یک توزیع به توزیع دیگر را به دست می آورد. حال دو توزیع احتمالی که کمترین هزینه تبدیلشان به همدیگر کم باشد دارای فاصله کمتری از هم هستند. این فاصله با استفاده از رابطه (۱۵) به دست می آید.

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (15)$$

30- concatenation

31- Weighted-Mean-Variance(WMV)

32- Bray-Curtis

33- scaling

34- Squared Chord

27- Cremer- von Mises Criterion

28- earth mover's distance

29- Wasserstein metric

• معیار شباهت K-NN وزن دار

الگوریتم K-NN وزن دار در چندین منبع [۴۹، ۵۰] به عنوان معیار شباهت استفاده شده است.

در ابتدا مقدار معیار شباهت K-NN توسط رابطه (۲۰)

$$d(q, r_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (f_j(q) - f_j(r_i))^2} \quad (20)$$

به دست می آید: به طوری که  $q$  تصویر پرس و جو،  $r_i$  تصویر  $i$ ام بانک داده،  $f_j$  ویژگی  $j$ ام و  $n$  بعد فضای ویژگی است. در نهایت فاصله K-NN وزن دار از رابطه (۲۱) به دست می آید:

$$d_w = \frac{\sum_{i=1}^P w_i^{Pos}}{\sum_{i=1}^P w_i^{Pos} + \sum_{j=1}^N w_j^{Neg}} \quad (21)$$

به طوری که  $w_i = 1/d(q, r_i)^2$  وزن فاصله،  $w_i^{Pos}$  و  $w_j^{Neg}$  به ترتیب وزن فاصله برای تصاویر درست و غلط بازیابی شده هستند. و به ترتیب تعداد تصاویر درست و غلط بازیابی شده از بین  $k$  تصویر کلی بازیابی شده می باشند.

• معیار شباهت سیتی بلاک<sup>۳۵</sup>

معیار شباهت سیتی بلاک [۴۴] بین دو نقطه  $a$  و  $b$  با ابعاد  $k$  با استفاده از رابطه (۲۲) به دست می آید:

$$\sum_{j=1}^k |a_j - b_j|, \quad a = \{a_1, a_2, \dots, a_k\}, \quad b = \{b_1, b_2, \dots, b_k\} \quad (22)$$

معیار شباهت سیتی بلاک همیشه بزرگ تر یا مساوی صفر است. زمانی که دو نقطه  $a$  و  $b$  کاملاً یکسان باشند مقدار این فاصله صفر است و هر چه این دو نقطه از هم فاصله بگیرند، مقدار فاصله سیتی بلاک افزایش می یابد. در بسیاری از موارد، این معیار فاصله نتایج مشابه فاصله اقلیدسی دارد.

هرچند کوتاه ترین فاصله بین دو نقطه طول وتر است، همان طور که در معیار شباهت اقلیدسی به دست می آید، اما معیار شباهت سیتی بلاک به این گونه فاصله بین دو نقطه را حساب می کند که انگار شما در شهری بخواهید از یک محله مربع شکل به محله مربع شکل دیگر بروید، چون در این نوع طراحی خیابان بندی، حرکت فقط در جهت های افقی و عمودی امکان پذیر می باشد.

35- city block distance

• معیار شباهت اقلیدسی<sup>۳۶</sup>

معیار شباهت اقلیدسی که بیشترین معیار استفاده شده در منابع مختلف [۵۱، ۵۲، ۵۳، ۵۴، ۵۵، ۵۶] است، فاصله معمولی بین دو نقطه است که توسط قضیه فیثاغورث به دست می آید. در مختصات دکارتی اگر  $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$  و  $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$  دو نقطه در فضای اقلیدسی بعدی باشند آن گاه فاصله بین آنها به صورت رابطه (۲۳) تعریف می شود [۵۷].

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (23)$$

• معیار شباهت ضریب همبستگی پیرسون<sup>۳۷</sup>

معیاری که توسط ضریب همبستگی پیرسون به دست می آید با رابطه (۲۴) محاسبه می گردد

$$\delta_1(x, y) = 1 - |\rho|, \quad \rho = \frac{\sum_{i=1}^d (x_i - u)(y_i - u)}{\sqrt{\sum_{i=1}^d (x_i - u)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^d (y_i - u)^2}} \quad (24)$$

هر چه مقدار  $|\rho|$  بزرگتر باشد دو بردار  $x$  و  $y$  به هم نزدیک تر هستند [۵۷].

• معیار شباهت چرد<sup>۳۸</sup>

این معیار توسط چن و همکاران [۵۷] معرفی شده است. معیار شباهت چرد بین دو بردار  $x$  و  $y$  در واقع اندازه گیری بردار نمایش داده شده  $x$  و  $y$  بر روی دایره واحد است که با استفاده از رابطه (۲۵) به دست می آید:

$$d(x, y) = \left\| \frac{x}{r} - \frac{y}{s} \right\|_2 \quad (25)$$

به طوری که  $r = \|x\|_2$  و  $s = \|y\|_2$

• معیار شباهت ضریب درجه بندی اسپیرمن<sup>۳۹</sup>

این ضریب توسط رابطه (۲۶) تعریف می شود:

$$d(x, y) = 1 - \frac{6 \sum_{j=1}^d r_j^2}{d(d^2 - 1)} \quad (26)$$

به طوری که  $r_j = x_{(j)} - y_{(j)}$  تفاوت درجه بندی بین اجزای دو بردار  $x$  و  $y$  است. این دو بردار دارای بعد یکسان هستند. توجه شود که  $-1 \leq d \leq 1$  است و هر چه مقدار

36- Euclidean distance

37- correlation coefficient

38- Chord Distance

39- Spearman Rank Coefficient



بزرگتر باشد دو بردار  $x$  و  $y$  به هم نزدیکتر هستند [۵۷].

• معیار شباهت مینکوسکی<sup>۴۰</sup>

معیار شباهت مینکوسکی یک معیاری در فضای نرمال شده برداری است که می‌تواند به‌عنوان یک کلیت از هر دو معیار شباهت اقلیدسی و معیار شباهت منهن در نظر گرفته شود.

معیار شباهت مینکوسکی با مرتبه  $p$  بین دو نقطه  $P = (x_1, y_1, \dots, z_1)$  و  $Q = (x_2, y_2, \dots, z_2)$  با رابطه (۲۷) تعریف می‌شود.

$$d(x, y) = \left( \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} \quad (27)$$

برای مقادیر  $p < 1$ ، معیار شباهت مینکوسکی معیاری است که از نابرابری مینکوسکی نتیجه می‌شود. زمانی که  $p < 1$ ، فاصله بین  $(0, 0)$  و  $(1, 1)$ ،  $2^{1/p} > 2$  است، اما نقطه در فاصله از هر دو نقطه قرار دارد. از آنجا که این نقض نابرابری مثلث است، که برای اتفاق می‌افتد، این معیار به‌عنوان یک معیار فاصله فقط وقتی که  $p$  برابر ۱ و ۲ است، استفاده می‌شود [۴۴].

• معیار شباهت چیشیف<sup>۴۱</sup> یا فاصله بیکران<sup>۴۲</sup>

معیار شباهت چیشیف [۴۴]، معیار بیشینه یا معیار  $\infty$  معیاری است که در فضای برداری تعریف می‌شود که در آن فاصله بین دو بردار بزرگترین تفاوتشان در طول هر بعد مختصات است.

معیار شباهت چیشیف بین دو بردار یا دو نقطه  $p$  و  $q$ ، با مختصات استاندارد به ترتیب  $p_i$  و  $q_i$  با رابطه (۲۸) به دست می‌آید.

$$D_{\text{chebyshev}}(p, q) = \max(|p_i - q_i|) \quad (28)$$

که این رابطه برابر حد معیار  $L_p$  است که از رابطه (۲۹) به دست می‌آید:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \left( \sum_{i=1}^n |p_i - q_i|^k \right)^{1/k} \quad (29)$$

این رابطه همچنین به نام معیار  $L_\infty$  مشهور است.

• معیار شباهت کسینوسی<sup>۴۳</sup>

معیار شباهت کسینوسی که توسط کالینز و همکاران [۴۴] استفاده شده، معیار شباهت بین دو بردار از یک فضای ضرب داخلی است که مبتنی بر کسینوسی زاویه بین آن‌ها است. کسینوس  $0^\circ$  برابر با یک و برای بقیه زاویه‌ها کوچکتر از یک است. بنابراین معیار قضاوت جهت دو بردار است نه بزرگی آن‌ها. دو بردار هم جهت دارای معیار شباهت کسینوسی برابر یک هستند، دو بردار با زاویه  $90^\circ$  درجه دارای شباهت صفر هستند و دو بردار که دارای جهت معکوس هم هستند، دارای شباهت  $-1$  می‌باشند.

معیار شباهت کسینوسی بخصوص در فضای مثبت که دارای محدوده  $[0, 1]$  است، استفاده می‌شود. توجه داشته باشید این محدوده برای هر تعداد ابعاد استفاده می‌شود. این معیار شباهت به‌طور معمول در فضای مثبت با ابعاد بالا به‌کار می‌رود.

این تکنیک همچنین برای اندازه‌گیری انسجام<sup>۴۴</sup> موجود در خوشه‌ها در رشته داده‌کاوی استفاده می‌شود. فاصله کسینوسی، معیاری است که برای متمم<sup>۴۵</sup> در فضای مثبت استفاده می‌شود که به‌صورت رابطه (۳۰) تعریف می‌شود

$$D_c(A, B) = 1 - S_c(A, B) \quad (30)$$

با این حال، این معیار، یک فاصله مناسب نیست چون اصل نابرابری مثلثی را تضمین نمی‌کند و از اصل انطباق<sup>۴۶</sup> تجاوز می‌کند. برای جبران کردن اصل نابرابری مثلثی در حالی که همان ترتیب قبل حفظ می‌شود، لازم است به فاصله زاویه‌ای تبدیل گردد.

یکی از دلایل محبوبیت فاصله کسینوسی این است که برای ارزیابی، به‌ویژه برای بردارهای پراکنده بسیار مناسب است. فاصله کسینوسی دو بردار می‌تواند با فرمول ضرب داخلی اقلیدسی به‌صورت رابطه (۳۱) به دست آید.

$$A \cdot B = \|A\| \|B\| \cos \theta \quad (31)$$

با دو بردار ویژگی داده شده  $A$  و  $B$ ، معیار شباهت

43- Cosine similarity

44- cohesion

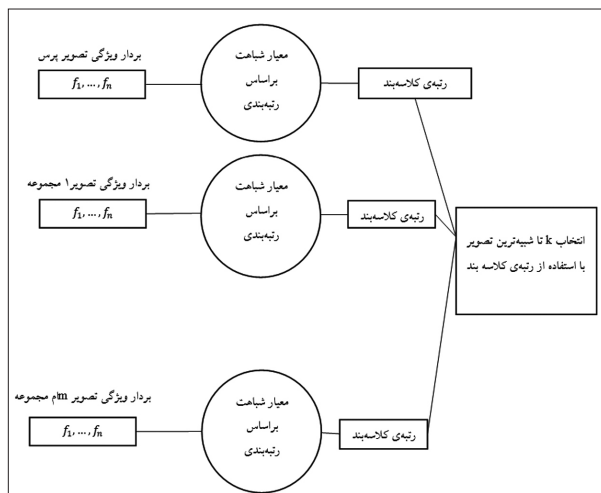
45- complement

46- coincidence axiom

40- Minkowski

41- Chebyshev distance

42- infinity distance



شکل ۵: معماری معیارهای شباهت بر اساس رتبه‌بندی خروجی [۳۲].

شده و این معیارها با هم مقایسه شده است. کوچکتر و همکاران [۱] سعی در اثبات تاثیر زیاد معیار شباهت در میزان دقت سیستم بازیابی داشته‌اند.

معیارهای شباهت اقلیدسی و ماهالانویس دارای یک سری محدودیت هستند. از جمله این‌که برای دو تصویر مشابه نتایج بازیابی که ارائه می‌کنند می‌تواند متفاوت باشد، در واقع کیفیت بازیابی به توپولوژی نمونه‌ها وابسته است. در معیار ماهالانویس به دست آوردن ماتریس کواریانس می‌تواند بسیار سخت باشد و همچنین زمان و حافظه به صورت مربعی با افزایش طول بردار ویژگی افزایش می‌یابند. معیار اقلیدسی همیشه بهترین معیار نیست. در حقیقت فاصله در هر بعد قبل از جمع شدن به توان دو می‌رسد. این باعث می‌شود برای تصاویری که دارای عدم شباهت زیادی هستند تاکید زیادی روی این ویژگی‌ها قرار گیرد که دقت بازیابی را کاهش می‌دهند.

معیار منهتن به دلیل این‌که از اختلاف مطلق<sup>۴۹</sup> استفاده می‌نماید بهتر از این سه معیار سنتی اقلیدسی، ماهالانویس و چیبیشف عمل می‌کند. معیارهای چرد مربعی و مجذور کای حدوداً عملکردی مشابه منهتن دارند. معیار شباهت واریانس-میانگین وزن‌دار به دلیل این‌که با استفاده از میانگین و واریانس تصاویر بانک داده را نرمال می‌کند حساسیت کمتری به نوبه نمونه‌ها دارد. به همین جهت

49- absolute difference

کسینوسی همان‌طور که در رابطه (۳۲) دیده می‌شود با استفاده از ضرب داخلی و اندازه نشان داده می‌شود.

$$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (32)$$

مقدار به دست آمده در بازه [۱, -۱] است که ۱- نشان‌دهنده دقیقاً مخالف، ۱ نشان‌دهنده یکی بودن و صفر نشان‌دهنده تعامد یا شباهت صفر است و مقادیر بین آن‌ها نشان‌دهنده میزان شباهت یا عدم شباهت هستند.

• معیار شباهت ناهمانگی یا مجذورکای<sup>۴۷</sup>

معیار مجذورکای [۴۴] میزان تفاوت بین دو نمونه x و y را بر آورد می‌کند. این معیار با استفاده از رابطه (۳۳) به دست می‌آید:

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{y_i} \quad (33)$$

که نمونه‌های متغیر x و  $\mu$  میانگین این نمونه‌ها است.

## ۲-۴- نمودار معیارهای شباهت براساس رتبه‌بندی خروجی

معماری این دسته از معیارهای شباهت توسط شکل ۵ نشان داده شده است:

معیارهایی که در این دسته قرار می‌گیرند به هر تصویر پرس‌وجو و تصاویر بانک داده یک رتبه اختصاص می‌دهند. در نهایت k تصویر که در رتبه‌های نزدیک به تصویر پرس‌وجو دارند به عنوان خروجی بازگردانده می‌شوند. معیار شباهت آنالیز مبین خطی<sup>۴۸</sup> و شبکه عصبی بیزین در این دسته قرار می‌گیرند.

## ۳- مقایسه کلی معیارهای شباهت

کوکتار و همکاران [۱] نه معیار شباهت اقلیدسی، منهتن، میانگین-واریانس وزن‌دار، چیبیشف، ماهالانویس، کنبرا، بری-کورتیس، چرد مربعی و مجذور کای را با هم مقایسه کرده‌اند. در این جا ویژگی گابور تصاویر استخراج

47- Chi-squared

48- Linear Discriminant Analysis(LDA)

نسبت به معیارهای قبلی عملکرد بهتری دارد. مخرج رابطهٔ مربوط به معیارهای کنبرا و بری-کورتیس باعث می‌شود که این معیارها نرمال شده و مقدارشان بیشتر از یک نشود. بنابراین معیارهای خوبی به نظر می‌رسند چون از مقیاس‌گذاری<sup>۵۰</sup> جلوگیری می‌کنند. این دو معیار بهترین عملکرد را در بین معیارهای بررسی شده بر روی بانک داده بروداتز<sup>۵۱</sup> دارند [۱].

بیکز و همکاران [۱۳] چندین معیار شباهت بر روی چند مجموعه داده را با هم مقایسه کرده‌اند. در این مقاله معیارهای شباهت استفاده شده را بر اساس این که محلی اعمال می‌شوند یا به کل تصویر به دو دسته تقسیم می‌کنند. گروه اول که شامل معیار شباهت هاسدرف<sup>۵۲</sup> و هاسدرف اصلاح شده<sup>۵۳</sup> است معیارهای محلی می‌باشند. مشکل معیار شباهت هاسدرف این است که وزن هر کدام از نواحی را نادیده می‌گیرد. در صورتی که ممکن است درجه اهمیت نواحی با هم متفاوت باشند. معیار شباهت هاسدرف اصلاح شده اطلاعات وزن نواحی را لحاظ می‌کند. این گروه در واقع فاصلهٔ بین نواحی دو تصویر را به دست می‌آورد. به همین دلیل زمان محاسباتی پایینی دارند. معیار شباهت هاسدرف زمانی که اندازه بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو و تصاویر بانک داده حدوداً یکسان است بهترین عملکرد را دارد.

گروه دوم که شامل معیارهای شباهت همبستگی وزن‌دار، زمین جنباً و فرم مربعی امضا<sup>۵۴</sup> می‌شود ناهمگنی<sup>۵۵</sup> بین تصویر پرس‌وجو و تصاویر بانک داده را رفع کرده‌اند. این گروه فاصلهٔ دو بردار ویژگی کلی تصاویر را به دست می‌آورند که این کار باعث افزایش زمان محاسباتی می‌شود. زمانی که اندازه‌ی بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو از تصاویر بانک داده کوچکتر است این گروه به عملکرد خوبی می‌رسد.

بیکز و همکاران [۱۳] میانگین متوسط دقت<sup>۵۶</sup> برای هر کدام از معیارهای ویژگی بر روی ۲۰۰۰ تصویر پرس‌وجو را اندازه‌گیری کرده‌اند. با مقایسهٔ نتایج بازیابی برای هر معیار ویژگی مشاهده می‌شود که میانگین متوسط دقت هر کدام از معیارهای ویژگی به بردار ویژگی و بانک داده استفاده شده وابسته است. برای بانک داده Wang, Coil100 و MIR Flichr معیار شباهت فرم مربعی امضا دارای بالاترین مقدار میانگین متوسط دقت است. زمانی که فقط از بردار ویژگی رنگ استفاده می‌شود معیار شباهت هاسدرف تعمیم یافته<sup>۵۷</sup> و زمین جنباً بهترین مقدار میانگین متوسط دقت را دارند. برای مجموعه دادگان 101objects بیشترین مقدار میانگین متوسط دقت برای معیار شباهت زمین جنباً است. در این مجموعه داده این مقدار به بردار ویژگی وابسته نیست. در میان معیارهای بررسی شده توسط بیکز [۱۳] معیار هاسدرف دارای کمترین مقدار کیفیت بازیابی است. از این میان معیار همبستگی وزن‌دار دارای کیفیتی متوسط است.

ککر [۵۸] تحلیلی بر روی معیارهای شباهت مینکوسکی درجه ۱ تا ۵ و معیار شباهت همبستگی کسینوسی انجام داده است در این منبع از ۲۰۰۰ تصویر بانک داده BMP که از ۲۰ ردهٔ مختلف گرفته شده استفاده شده است.

با مقایسهٔ نتایج سیستم بازیابی مشاهده می‌شود که در معیار شباهت مینکوسکی با افزایش درجه، دقت سیستم کاهش می‌یابد. در واقع معیار شباهت مینکوسکی درجه ۱ دارای بهترین عملکرد است. همچنین مشاهده می‌شود که معیار شباهت همبستگی کسینوسی بهتر از معیار شباهت مینکوسکی درجه ۱ عمل کرده است.

رحمان و همکاران [۲۶] بیان کرده‌اند که معیارهای شباهت آماری بهتر از معیار شباهت اقلیدسی سنتی عمل می‌کنند. یکی از دلایل این موضوع همان‌طور که توسط گو و همکاران [۲۷] بیان شده می‌تواند حساسیت معیار شباهت اقلیدسی به توپولوژی نمونه‌ها باشد.

56- Mean Average Precision (MAP)  
57- Perceptually Modified Hausdorff Distance (PMHD)

50- scaling  
51- Brodatz  
52- Hausdorff Distance  
53- Perceptually Modified Hausdorff Distance (PMHD)  
54- Signature Quadratic Form Distance (SQFD)  
55- discrepancy

چو و همکاران [۳۲] هفت معیار شباهت برای ارزیابی داده‌های رادیولوژی MQSA<sup>۸</sup> را ارائه کرده‌اند. پنج معیار اقلیدسی، منهتن، K-NN و وزن‌دار، همبستگی<sup>۹</sup> و معیار شباهت کسینوسی، در دسته معیارهای براساس ویژگی ورودی و دو معیار شباهت تحلیل مبین خطی و شبکه عصبی بیزین، در دسته براساس رتبه خروجی قرار می‌گیرند.

دقت الگوریتم رده‌بند k-NN به تعداد همسایگی‌های نزدیک بازیابی شده k وابسته است. مقدار k از ۲ تا ۵۰ قرار داده شده است. در این منبع، نشان داده شده که دقت سیستم بازیابی به تعداد نمونه‌های بازیابی وابسته است. کیفیت LDA و BNN به ازای  $k \geq 10$  و بقیه روش‌ها به ازای  $k \geq 25$  تغییر نمی‌کند. در مقایسه با سایر روش‌ها LDA و BNN دارای کیفیت بالاتری هستند. بنابراین روش‌های براساس رتبه خروجی نسبت به روش‌های براساس ویژگی ورودی بهتر عمل کرده‌اند.

نسبت به سایر روش‌ها، Cos و ED تصاویر یکسان زیادی را بازیابی می‌کنند. تصاویر بازیابی شده توسط LDA به تصاویر بازیابی شده توسط BNN شبیه تر است. ولی تعداد کمی از تصاویر بازیابی شده توسط روش‌های براساس رتبه خروجی و براساس ویژگی ورودی یکسان است.

چن و همکاران [۵۷] ادعا کرده‌اند روش‌هایی که بیشترین نرخ مقایسه شباهت درست تصاویر را دارند رده‌بندهای ساده مثل 1-nn، بیزین و تحلیل مبین خطی هستند. در این منبع ۳ معیار شباهت اقلیدسی، ماهالانوبیس و چرد با هم بر روی بانک داده بروdatz مقایسه شده‌اند. معایب و مزایای معیارهای تشابه در جدول ۱ نشان داده شده است.

### جمع‌بندی

در این مقاله معیارهای شباهت استفاده شده در منابع مختلف به همراه روش‌های دسته‌بندی برای سیستم‌های

58- Mammography Quality Standards Act  
59- Correlation

بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا ارائه شد. همان‌طور که در قسمت دوم دیده شد اگر پیش‌پردازشی مناسب در مرحله مقایسه شباهت تصویر ارائه شود تاثیر زیادی بر سرعت و دقت سیستم بازیابی خواهد داشت. در قسمت سوم برای بانک‌های داده مختلف و بردارهای ویژگی مقایسه‌ای بر روی معیارهای شباهت صورت گرفت. همان‌طور که دیده شد ارائه یک سیستم بازیابی مناسب برای یک بانک داده وابسته به انتخاب بردار ویژگی و معیار شباهت مناسب برای آن بانک داده است. بنابراین برای این‌که بهترین سیستم بازیابی را برای یک بانک داده ارائه کنیم باید ببینیم که کدامیک از ویژگی‌های تصویر و معیارهای شباهت مناسب این بانک داده است. به این خاطر نمی‌توان به‌طور یقین گفت که یک معیار شباهت خاص، مناسب همه بانک‌های داده و بردارهای ویژگی است. با این وجود می‌توان ادعا کرد که به‌طور کلی معیارهای شباهت آماری نسبت به غیر آماری بهتر عمل می‌کنند. همچنین معیارهایی که بر اساس رتبه‌بندی خروجی کار می‌کنند نسبت به معیارهای بر اساس بردار ورودی عملکرد بهتری دارند. اما همان‌طور که دیده شد معیارهای شباهت سنتی مثل فاصله اقلیدسی با وجود عدم دقت کافی در منابع زیادی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. دلیل بالا بودن آمار استفاده از این معیارها، سادگی آن‌هاست. از طرفی هدف برخی از منابع، ارائه یک سیستم بازیابی بهینه نیست بلکه فقط می‌خواهند یک قسمت از این سیستم‌ها مثل استخراج بردار ویژگی را ارتقا دهند. به همین جهت انتخاب ساده‌ترین و معمول‌ترین معیارهای تشابه علاوه بر آسان بودن و کم هزینه بودن محاسبات امکان مقایسه با تعداد زیادی از روش‌های مشابه که از همین معیارهای تشابه استفاده کردند را به راحتی فراهم می‌نماید.

### مراجع

[1] Kokare, Manesh, B. N. Chatterji, and P. K. Biswas. "Comparison of similarity metrics for texture image retrieval." TEN-CON 2003. Conference on Convergent Technologies for the Asia-Pacific Region. Vol. 2. IEEE, 2003.

جدول ۱: معیارهای شباهت به همراه مزایا و معایب آنها

معیار شباهت	مزایا	معایب
مجموع مربعات	<ul style="list-style-type: none"> <li>به صورت محلی عمل می‌کند و سعی در پیدا کردن نزدیک‌ترین ناحیه‌ها به هم را دارد..</li> <li>با وزن دادن به ناحیه‌ها امکان یافتن ناحیه مشابه را می‌دهد..</li> </ul>	-
هاسدرف	<ul style="list-style-type: none"> <li>زمان محاسباتی پایینی دارند.</li> <li>زمانی که اندازه‌ی بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو و تصاویر بانک داده حدوداً یکسان است بهترین عملکرد را دارد.</li> </ul>	وزن هر کدام از نواحی را نادیده می‌گیرد.
هاسدرف تعمیم یافته	<ul style="list-style-type: none"> <li>اطلاعات وزن نواحی را لحاظ می‌کند.</li> <li>زمان محاسباتی پایینی دارند.</li> </ul>	-
کولبک لیبلر	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>مقارن نیست یعنی اختلاف کولبک لیبلر برای متغیرهای <math>p</math> به <math>Q</math> با این اختلاف برای <math>p</math> به <math>Q</math> به طور کلی یکی نیست. بنابراین با وجود این‌که استفاده می‌شود معیار صحیحی نیست.</li> </ul>
جفری	<ul style="list-style-type: none"> <li>مشکل تقارن معیار کولبک لیبلر را ندارد. زیرا حالت مقارن معیار اختلاف کولبک لیبلر است.</li> </ul>	-
کولموگروف اسمیرنوف	<ul style="list-style-type: none"> <li>این معیار نسبت به اختلاف محل و شکل توابع توزیع تجربی و تراکمی دو نمونه حساس می‌باشد.</li> <li>بنابراین برای مقایسه دو نمونه مناسب است.</li> </ul>	-
اقلیدسی	<ul style="list-style-type: none"> <li>ساده بودن معیار.</li> <li>استفاده‌ی گسترده در مقالات.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>کیفیت بازیابی به توپولوژی نمونه‌ها وابسته است.</li> </ul>
بهاتچریا و ماهالانوبیس	<ul style="list-style-type: none"> <li>یک معیار مشهور برای به‌دست آوردن شباهت بین دو توزیع گوسی است.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>کیفیت بازیابی به توپولوژی نمونه‌ها وابسته است.</li> <li>به‌دست آوردن ماتریس کواریانس می‌تواند بسیار سخت باشد.</li> <li>زمان و حافظه به صورت مربعی با افزایش طول بردار ویژگی افزایش می‌یابند.</li> </ul>
منهتن	<ul style="list-style-type: none"> <li>استفاده از اختلاف مطلق.</li> </ul>	-
چرد مربعی، مجذورکای	<ul style="list-style-type: none"> <li>استفاده از اختلاف مطلق.</li> </ul>	-
واریانس-میانگین وزن‌دار	<ul style="list-style-type: none"> <li>به دلیل این‌که با استفاده از میانگین و واریانس تصاویر بانک داده را نرمال می‌کند حساسیت کمتری به نوبه نمونه‌ها دارد.</li> <li>نرمال‌سازی این روش باعث افزایش قدرت و کیفیت سیستم بازیابی می‌شود.</li> </ul>	-
کنبرا و بری-کورتیس	<ul style="list-style-type: none"> <li>به دلیل نرمال شدن از مقیاس گذاری جلوگیری می‌کنند.</li> </ul>	-
همبستگی وزن‌دار، زمین جنبی و فرم مربعی امضا	<ul style="list-style-type: none"> <li>ناهمگنی بین تصویر پرس‌وجو و تصاویر بانک داده را رفع کرده‌اند.</li> <li>اندازه‌ی بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو از تصاویر بانک داده کوچکتر است. این گروه به عملکرد خوبی می‌رسند.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>باعث افزایش زمان محاسباتی می‌شود.</li> </ul>
مینکوسکی	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>با افزایش درجه، کیفیت سیستم کاهش می‌یابد</li> </ul>

<ul style="list-style-type: none"> <li>• دقت الگوریتم رده‌بند k-NN به تعداد همسایگی‌های نزدیک بازیابی شده، k، وابسته است.</li> </ul>	-	k-NN
<ul style="list-style-type: none"> <li>• کارایی ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن کمتر از ضریب همبستگی پیرسون است.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• محاسبه‌ی ضریب همبستگی اسپیرمن ساده‌تر بوده و نیاز به پیش‌فرض‌های کمتری نسبت به ضریب پیرسون دارد.</li> </ul>	ضریب درجه‌بندی اسپیرمن
<ul style="list-style-type: none"> <li>• معمولاً به‌عنوان معیار تشابه استفاده نمی‌شود. بنابراین معیار خوبی برای مقایسه محسوب نمی‌شود.</li> <li>• نسبت به سایر معیارهای مینکویسکی از کیفیت پایین‌تری برخوردار است.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• به مفاهیم انسان از فاصله نزدیک است.</li> </ul>	چیشف
<ul style="list-style-type: none"> <li>• معیار شباهت کسینوسی بخصوص در فضای مثبت که دارای محدوددهی [0,1] است استفاده می‌شود.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• برای ارزیابی، به‌ویژه برای بردارهای پراکنده بسیار مناسب است.</li> </ul>	کسینوسی

resentation 10.1 (1999): 39-62.

[16] Dr. H.B. Kekre, Mr. Dharendra Mishra, Mr. Anirudh Kariwala, "Survey Of Cbir Techniques And Semantics". International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST), Vol. 3 No. 5 May 2011.

[17] Schettini, Raimondo, Gianluigi Ciocca, and Silvia Zuffi. "A survey of methods for colour image indexing and retrieval in image databases." Color Imaging Science: Exploiting Digital Media (2001): 183-211.

[18] Antani, Sameer, Rangachar Kasturi, and Ramesh Jain. "A survey on the use of pattern recognition methods for abstraction, indexing and retrieval of images and video." Pattern recognition 35.4 (2002): 945-965.

[19] Wang, Hualu, et al. "Survey of compressed-domain features used in audio-visual indexing and analysis." Journal of Visual Communication and Image Representation 14.2 (2003): 150-183.

[20] Adiga, B. S., and N. Deepak. "A Universal Model for Content-Based Image Retrieval." World Academy of Science, Engineering and Technology. 46, 2008.

[21] Yang, Guang, and Yingyuan Xiao. "A robust similarity measure method in CBIR system." Image and Signal Processing, 2008. CISP'08. Congress on. Vol. 2. IEEE, 2008.

[22] Zhou, Zhi-Hua, and Hong-Bin Dai. "Query-sensitive similarity measure for content-based image retrieval." Data Mining, 2006. ICDM'06. Sixth International Conference on. IEEE, 2006.

[23] Spertus, Ellen, Mehran Sahami, and Orkut Buyukkokten. "Evaluating similarity measures: a large-scale study in the orkut social network." Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining. ACM, 2005.

[24] Santini, Simone, and Ramesh Jain. "Similarity measures." IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 21.9 (1999): 871-883.

[25] Kekre, H. B., and Kavita Sonawane. "Effect of similarity measures for cbir using bins approach." International Journal of Image Processing (IJIP) 6.3 (2012): 182.

[26] Rahman, Md Mahmudur, Prabir Bhattacharya, and Bipin C. Desai. "A framework for medical image retrieval using machine learning and statistical similarity matching techniques with relevance feedback." IEEE transactions on Information

[2] Wu, Xiao, et al. "Real-time near-duplicate elimination for web video search with content and context." IEEE Transactions on Multimedia 11.2 (2009): 196-207.

[3] Yang, Xin, Qiang Zhu, and Kwang-Ting Cheng. "Near-duplicate detection for images and videos." Proceedings of the First ACM workshop on Large-scale multimedia retrieval and mining. ACM, 2009.

[4] Law-To, Julien, et al. "Video copy detection: a comparative study." Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval. ACM, 2007.

[5] Kim, Changick. "Content-based image copy detection." Signal Processing: Image Communication 18.3 (2003): 169-184.

[6] Hampapur, Arun, and Ruud M. Bolle. "Comparison Of Distance Measures For Video Copy Detection." ICME. 2001.

[7] Datta, Ritendra, et al. "Image retrieval: Ideas, influences, and trends of the new age." ACM Computing Surveys (Csur) 40.2 (2008): 5.

[8] Geetha, P., and Vasumathi Narayanan. "A survey of content-based video retrieval." (2008).

[9] Smeulders, Arnold WM, et al. "Content-based image retrieval at the end of the early years." IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 22.12 (2000): 1349-1380.

[10] Sebe, Nicu, et al. "The state of the art in image and video retrieval." International Conference on Image and Video Retrieval. Springer Berlin Heidelberg, pp. 7-12, 2003.

[11] Foote, Jonathan. "An overview of audio information retrieval." Multimedia systems 7.1 (1999): 2-10.

[12] Lew, Michael S., et al. "Content-based multimedia information retrieval: State of the art and challenges." ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM) 2.1 (2006): 1-19.

[13] Beecks, Christian, Merih Seran Uysal, and Thomas Seidl. "A comparative study of similarity measures for content-based multimedia retrieval." Multimedia and Expo (ICME), 2010 IEEE International Conference on. IEEE, 2010.

[14] Gudivada, Venkat N., and Vijay V. Raghavan. "Content based image retrieval systems." Computer 28.9 (1995): 18-22.

[15] Rui, Yong, Thomas S. Huang, and Shih-Fu Chang. "Image retrieval: Current techniques, promising directions, and open issues." Journal of visual communication and image rep-

- sis." Pattern Recognition 44.1 (2011): 16-31.
- [44] Collins, John, and Kazunori Okada. "A Comparative Study of Similarity Measures for Content-Based Medical Image Retrieval." CLEF (Online Working Notes/Labs/Workshop). 2012
- [45] Beecks, Christian, Merih Seran Uysal, and Thomas Seidl. "Signature quadratic form distances for content-based similarity." Proceedings of the 17th ACM international conference on Multimedia. ACM, 2009.
- [46] Beecks, Christian, Merih Seran Uysal, and Thomas Seidl. "Signature quadratic form distance." Proceedings of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval. ACM, 2010.
- [47] Beecks, Christian, Merih Seran Uysal, and Thomas Seidl. "Efficient k-nearest neighbor queries with the signature quadratic form distance." Data Engineering Workshops (ICDEW), 2010 IEEE 26th International Conference on. IEEE, 2010.
- [48] Manjunath, Bangalore S., and Wei-Ying Ma. "Texture features for browsing and retrieval of image data." IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 18.8 (1996): 837-842.
- [49] Park, Sang Cheol, et al. "Optimization of reference library used in content-based medical image retrieval scheme." Medical physics 34.11 (2007): 4331-4339.
- [50] Zheng, Bin, et al. "A method to improve visual similarity of breast masses for an interactive computer-aided diagnosis environment." Medical Physics 33.1 (2006): 111-117.
- [51] Lande, Milind V., Praveen Bhanodiya, and Pritesh Jain. "An effective content-based image retrieval using color, texture and shape feature." Intelligent Computing, Networking, and Informatics. Springer India, 2014. 1163-1170.
- [52] Arthi, K., and Mr J. Vijayaraghavan. "Content based image retrieval algorithm using colour models." International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering 2.3 (2013): 1343-47.
- [53] Felci Rajam I. and Valli S. «SRBIR: semantic region based image retrieval by extracting the dominant region and semantic learning.» Journal of Computer Science, Vol. 7, No. 3, pp.400–408, 2011.
- [54] Rajam, I. Felci, and S. Valli. "Content-Based Image Retrieval Using a Quick SVM-Binary Decision Tree-QSVM-BDT." Advances in Digital Image Processing and Information Technology. Springer Berlin Heidelberg, 2011. 11-22.
- [55] Wang, Xing-yuan, Zhi-feng Chen, and Jiao-jiao Yun. "An effective method for color image retrieval based on texture." Computer Standards & Interfaces 34.1 (2012): 31-35.
- [56] Felci Rajam, I., and S. Valli. "Region-based image retrieval using the semantic cluster matrix and adaptive learning." International Journal of Computational Science and Engineering 7.3 (2012): 239-252.
- [57] Chen, Chaur-Chin, and Hsueh-Ting Chu. "Similarity measurement between images." Computer Software and Applications Conference, 2005. COMPSAC 2005. 29th Annual International. Vol. 2. IEEE, 2005.
- [58] Kekre, H. B., and Kavita Sonawane. "Effect of similarity measures for cbir using bins approach." International Journal of Image Processing (IJIP) 6.3 (2012): 182.
- Technology in Biomedicine 11.1 (2007): 58-69.
- [27] Guo, Guo-Dong, et al. "Learning similarity measure for natural image retrieval with relevance feedback." IEEE Transactions on Neural Networks 13.4 (2002): 811-820.
- [28] Vailaya, Aditya, et al. "Image classification for content-based indexing." IEEE transactions on image processing 10.1 (2001): 117-130.
- [29] Vapnik, Vladimir Naumovich, and Vladimir Vapnik. Statistical learning theory. Vol. 1. New York: Wiley, 1998.
- [30] Freund, Yoav, and Robert E. Schapire. "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting." European conference on computational learning theory. Springer Berlin Heidelberg, 1995.
- [31] Duin, Robert PW. "Classifiers in almost empty spaces." Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on. Vol. 2. IEEE, 2000.
- [32] Cho, Hyun-chong, et al. "Similarity evaluation in a content-based image retrieval (CBIR) CADx system for characterization of breast masses on ultrasound images." Medical physics 38.4 (2011): 1820-1831.
- [33] Hsiao, Mann-Jung, et al. "An efficient and flexible matching strategy for content-based image retrieval." Life Science Journal 7.1 (2010): 99-106.
- [34] Huttenlocher, Daniel P., Gregory A. Klanderman, and William J. Rucklidge. "Comparing images using the Hausdorff distance." IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 15.9 (1993): 850-863.
- [35] Baudrier, Etienne, et al. "A new similarity measure using Hausdorff distance map." Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on. Vol. 1. IEEE, 2004.
- [36] Park, Bo Gun, Kyoung Mu Lee, and Sang Uk Lee. "Color-based image retrieval using perceptually modified Hausdorff distance." EURASIP Journal on Image and Video Processing 2008.1 (2007): 263071.
- [37] Fukunaga, Keinosuke. Introduction to statistical pattern recognition. Academic press, 2013.
- [38] Zhang, Lining, Lipo Wang, and Weisi Lin. "Generalized biased discriminant analysis for content-based image retrieval." Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on 42.1 (2012): 282-290.
- [39] Zhang, Lining, Lipo Wang, and Weisi Lin. "Generalized biased discriminant analysis for content-based image retrieval." IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics) 42.1 (2012): 282-290.
- [40] Felci Rajam, I., and S. Valli. "Region-based image retrieval using the semantic cluster matrix and adaptive learning." International Journal of Computational Science and Engineering 7.3 (2012): 239-252.
- [41] Rajam, I. Felci, and S. Valli. "Content-Based Image Retrieval Using a Quick SVM-Binary Decision Tree-QSVM-BDT." Advances in Digital Image Processing and Information Technology. Springer Berlin Heidelberg, 2011. 11-22.
- [42] Rajam, I. Felci, and S. Valli. "SRBIR: semantic region based image retrieval by extracting the dominant region and semantic learning." J. Comput. Sci. 2011.
- [43] Alata, Olivier, et al. "Choice of a pertinent color space for color texture characterization using parametric spectral analy-