

## تناظریابی اشیاء هم خانواده با جستجوی اجزاء مشابه بر اساس دو ویژگی رنگ و موجک هار

جبرئیل رنجبر<sup>۱</sup>، حسین ابراهیم نژاد<sup>۲</sup>

### چکیده

تناظریابی اشیاء هم خانواده به طور گسترده در بسیاری از برنامه‌ها مانند تشخیص و ردیابی اشیاء مورد نظر استفاده می‌شود. در این مقاله، ما یک روش کارآمد برای جستجوی اشیاء هم خانواده ارائه می‌کنیم. روش پیشنهادی در واقع یک نسخه بهبود یافته از روش BBS می‌باشد که علاوه بر دارا بودن ویژگی‌های مثبت این روش از قبیل مقاوم بودن در برابر شلوغی پس‌زمینه، انسداد، تغییر مقیاس، تغییر زاویه و تغییر شکل، به دلیل استفاده از ویژگی‌های موجک هار در برابر تغییرات شدت روشنایی مقاوم عمل نموده و دقت بیشتری در عمل تطبیق بدست می‌دهد. ماهیت روش پیشنهادی، بر اساس تعداد جفت نقاطی که بهترین تطابق را دارند، بنا شده است و دارای ویژگی‌های منحصر به فردی می‌باشد که با تفکیک ویژگی‌های مستخرج از بافت تصویر باعث می‌شود عمل تطبیق نسبت به حالت عادی با دقت انجام گیرد و حساسیت کمتری به تغییرات شدت نور داشته باشد. ما با در نظر گرفتن اکثر موانع موجود در امر تناظریابی، روشی را ارائه داده‌ایم که از پس بسیاری از چالش‌ها بر می‌آید. در مرحله ارزیابی، با به چالش کشیدن عمل تناظریابی در مجموعه تصاویر استاندارد از اشیاء هم خانواده شامل پایگاه داده BBS و سایر تصاویر ورزشی، حیوانات، اشیاء، صحنه‌های فیلم و تصاویر MRI، نتایج آزمایش برتری روش پیشنهادی را در مقایسه با سایر روش‌های موجود نشان می‌دهد.

### کلیدواژه‌ها

تشخیص و شناسایی هدف مورد نظر، تناظریابی اشیاء هم خانواده، تناظریابی تصاویر، بهترین تطابق، آنالیز موجک هار.

### ۱ مقدمه

روش‌های تطبیق الگو در طول سالها با موفقیت زیادی مورد

این مقاله در شهریورماه ۱۴۰۰ دریافت، در اسفندماه بازنگری و سپس پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند تبریز

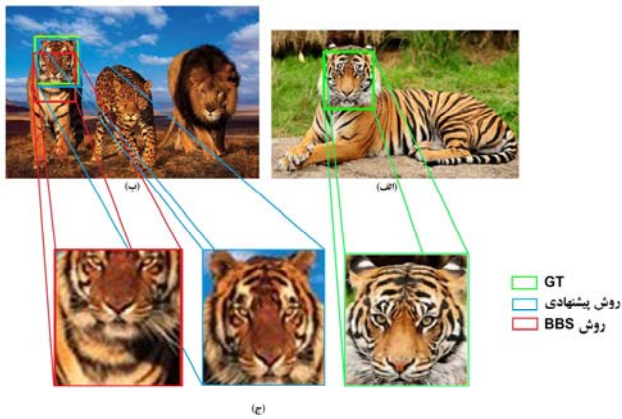
رایانامه: [j\\_ranjbar97.sut.ac.ir](mailto:j_ranjbar97.sut.ac.ir)

<sup>۲</sup> گروه مخابرات، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند تبریز

رایانامه: [ebrahimnezhad@sut.ac.ir](mailto:ebrahimnezhad@sut.ac.ir)

استفاده قرار گرفته است، اما هنوز هم دارای اشکالاتی هستند. به طور معمول، هنگام اندازه‌گیری شباهت اجزای متناظر، همه پیکسل‌ها (یا ویژگی‌ها) در تصویر مرجع و پنجره جستجو در تصویر هدف در نظر گرفته می‌شود. این امر در برخی موارد نتایج نامطلوب دارد که از آن جمله می‌توان به تغییرات شدت روشنایی و پس‌زمینه در تصویر مرجع هدف اشاره نمود. در چنین مواردی، شباهت‌های بین پیکسل‌ها از زمینه‌های مختلف ممکن است منجر به تشخیص نادرست الگو شود. با توجه به کاربردهای فراوان تناظریابی تصاویر در زمینه‌های مختلف صنعتی، شهرسازی، جانورشناسی (به خصوص شناسایی و دسته‌بندی گونه‌های مختلف حیوانات و شناسایی والدین آنها)، ترافیک شهری (شناسایی

نویسنده مسئول: حسین ابراهیم نژاد



شکل ۱: تناظریابی بین دو شیء هم‌خانواده با روش پیشنهادی (الف) انتخاب یک ناحیه (سر ببر) با کادر سبز از تصویر مرجع برای تناظریابی. (ب) در تصویر هدف، ببر دچار تغییر شکل پیچیده‌ای شده است (بی‌نظمی پس زمینه و تغییر شکل هندسی بزرگ). نتیجه تناظریابی با استفاده از ویژگی رنگ با کادر قرمز و با استفاده از ترکیب ویژگی‌های رنگ و موجک هار با کادر آبی مشخص شده است. (ج) تعدادی از جفت‌های بهترین تطبیق بین ناحیه انتخاب شده در تصویر مرجع و ناحیه شناسایی شده در تصویر هدف که توسط یک خط متصل شده و با یک رنگ منحصر به فرد مشخص می‌شود.

## ۲ کارهای پیشین

از نظر عملکرد، محبوب‌ترین الگوریتم‌ها برای تطبیق الگو، مجموع اختلاف مربع<sup>۲</sup>، مجموع اختلاف مطلق<sup>۳</sup> و همبستگی متقابل نرمالیزه شده<sup>۴</sup> می‌باشد [۴] و انواع مختلف آنها نیز برای مقابله با مسائلی از جمله تغییرات شدت نور و تصاویر دارای نویز استفاده می‌شود [۵][۶]. خانواده دیگری از کارها را می‌توان در اندازه-گیری ماتریس فاصله مبتنی بر همینگ<sup>۵</sup> [۷][۸] دید. تمام روش-های ذکر شده تاکنون یک تغییر شکل دقیق هندسی بین الگو و تصویر هدف را در نظر گرفته‌اند، زیرا آنها تفاوت‌های پیکسلی را در موقعیت‌های مختلف در الگو و تصویر هدف مفید می‌دانند. اخیراً روش‌هایی برای ارتقا و گسترش تطبیق الگو در پردازش تصویر ارائه شده است که به تعدادی از آنها اشاره می‌کنیم. کورمن و همکاران [۹] الگوریتم تطبیق الگویی با تبدیل Affine دو بعدی را معرفی کردند که با یک تقریب راه حل بهینه جهانی را تضمین می‌کند. به همین ترتیب، تیان و ناراسیمهان [۱۰] برآورد بهینه جهانی از انحرافات تصویر را پیدا می‌کنند. با این حال، استراتژی این روش‌ها بر یک نگاشت یک‌به‌یک بین الگو و هدف استوار است. از این رو، این روش‌ها در معرض حضور بسیاری از موانع و داده‌های پرت می‌باشند که در اثر انسداد و بهم‌ریختگی پس زمینه ایجاد می‌شوند. علاوه بر این، این روش‌ها یک مدل پارامتری را

ماشین مورد نظر در تصاویر ترافیکی)، شناسایی اشخاص در محیط‌های امنیتی، ردیابی شیء و... با وجود شلوغی پس‌زمینه تصاویر، وجود انواع نویزهای تصویری و مشکلاتی که در پردازش یک تصویر از فضای واقعی مواجه هستیم، ارائه یک روش کارآمد جهت انجام تناظریابی این تصاویر می‌تواند یک امر مهم به حساب آید. اهمیت تطبیق از اوایل دهه ۱۹۷۰ توسط بارو و پوپلستون [۱] به رسمیت شناخته شد و بعدها توسط فیشر و الشلاگر [۲] انگیزه مفهومی تطبیق برای استفاده از ساختارهای رابطه‌ای به صورت رسمی بیان شد. تناظریابی یک مبحث اساسی در بینایی ماشین می‌باشد و کاربردهای زیادی دارد که در این مقاله به آن‌ها اشاره شده است. ما سعی داریم در این مقاله هبرای بهبود روش‌های موجود، کاربردهای مختلف آن را مورد بررسی قرار دهیم. هدف ما معرفی یک روش نوین جهت پیدا کردن اشیاء متناظر در دو تصویر با جستجوی مشابه‌ترین اجزا می‌باشد که برای دستیابی به این مهم از اطلاعات رنگ و اطلاعات بافت مبتنی بر موجک هار استفاده می‌کنیم. هدف ما تطبیق الگویی با یک تصویر مشخص می‌باشد که بر اساس شمارش تعداد جفت‌های مشابه در مجموعه نقاط تصویر مرجع و هدف عمل می‌کند. این روش به طور کلی با استفاده از انتخاب نزدیک‌ترین همسایگی (بهترین تطبیق)، عمل تناظریابی را انجام می‌دهد و دارای یکسری ویژگی‌های کلیدی می‌باشد که در برابر تمامی موارد ناشی از اختلال پس‌زمینه و انسداد، شلوغی پس-زمینه و... به خوبی عمل کرده است. روش پیشنهادی در حقیقت یک نسخه بهبود یافته از روش [۳BBS] می‌باشد که در آن علاوه بر ویژگی‌های رنگ از ویژگی‌های بافتی بدست آمده از موجک هار نیز بهره گرفته شده است.

یک نتیجه اولیه از پیاده‌سازی روش پیشنهادی در شکل ۱ آورده شده است. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، با وجود تغییر شکل شیء، تغییر پس‌زمینه و شدت نور، روش ما توانسته از چنین مسائلی عبور کند و یک تناظریابی نزدیک به واقعیت از خود به نمایش بگذارد. بقیه مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است: بخش ۲ کارها و الگوریتم‌های پیشین را شرح می‌دهد. محبوب‌ترین الگوریتم‌ها به لحاظ کارایی معرفی می‌شود و کارهای مرتبط از گذشته تا اکنون بررسی و الگوریتم‌های پیشین مورد استفاده برایتطبیق دو تصویر واقعی در این بخش توضیح داده می‌شود. بخش ۳ موجک‌ها را شرح می‌دهد و مراحل تبدیل موجک یک تصویر با هر کدام از توابع موجک هار را بیان می‌کند. در بخش ۴ ما روشی برای بهبود الگوریتم BBS که توسط Tali Dekel و همکاران [۳] معرفی شد، ارائه می‌دهیم و روابط مربوط به الگوریتم پیشنهادی را به طور کامل شرح می‌دهیم. در نهایت، در بخش ۵ نتایج امیدوارکننده بدست آمده از روش پیشنهادی به صورت جداول و تصاویر منطبق آورده شده است که با سایر روش‌های پیشین مرتبط با کار ما مقایسه می‌شود.

<sup>2</sup>Sum of Squared Differences (SSD)

<sup>3</sup>Sum of Absolute Differences(SAD)

<sup>4</sup>Normalized Cross-Correlation(NCC)

<sup>5</sup>Hamming-based distance

<sup>1</sup>Haar wavelets

(NNF) [۲۵] نیز معرفی شده است که در مقایسه با روش تالی دکل بهبودهایی را نشان می‌دهد.

روش پیشنهادی ما در این مقاله در واقع یک نسخه بهبود یافته از الگوریتم [۳BBS] می‌باشد، به طوری که ما علاوه بر ویژگی‌های رنگ، با استخراج ویژگی‌های بافت مبتنی بر موجک هار و تفکیک این ویژگی‌ها عمل تطبیق را انجام می‌دهیم.

### ۳ موجک هار

موجک هار از دو تابع تشکیل شده است که عبارت اند از: یک تابع مقیاس  $\phi$  و یک تابع  $\psi$ . تابع مقیاس در شرایط آنالیز تجزیه چندگانه<sup>۸</sup> به خوبی کار می‌کند. دستگاه موجک هار به صورت زیر است [۱۹]:

$$\phi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۱)$$

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \end{cases} \quad (۲)$$

در هر مقیاس،  $f \in Z$  روابط زیر برای تابع مقیاس و موجک به ازای یک  $n \in N$  برقرار است.

$$\phi(2^j t) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k) \sqrt{2} \phi(2^{j+1} t - k) \quad (۳)$$

$$\psi(2^j t) = \sum_{k=0}^{N-1} g(k) \sqrt{2} \phi(2^{j+1} t - k) \quad (۴)$$

که  $h$  و  $g$  به ترتیب فیلتر پایین گذر و فیلتر بالاگذر متناظر با تابع مقیاس  $\phi(t)$  و  $\psi(t)$  در نظر گرفته می‌شود. به طور مثال به ازای  $j=0$  داریم:

$$\phi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k) \sqrt{2} \phi(2t - k) \quad (۵)$$

$$\psi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} g(k) \sqrt{2} \phi(2t - k) \quad (۶)$$

تبدیل موجک، کانولوشن یک سیگنال با برخی از توابع پایه (تابع مقیاس و تابع موجک) است [۲۰]. اگر  $\psi(t)$  تابع موجک باشد، آنگاه تبدیل موجک پیوسته سیگنال  $f(x)$  متناظر با این موجک در مقیاس  $a$  به صورت زیر است:

$$W_a f(x) = f * \psi = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \psi\left(\frac{t-x}{a}\right) dt \quad (۷)$$

در رابطه ۷،  $a > 0$  می‌باشد و تابع  $*$  عمل کانولوشن را نشان می‌دهد.

از آنجا که تصویر یک سیگنال دو بعدی است، در پردازش آن می‌توان از نوع گسسته و دوبعدی (رابطه ۷) استفاده کرد. اگر  $\phi$  و  $\psi$  تابع موجک باشد، آنگاه با استفاده از ضرب تانسور  $\phi$  و  $\psi$ ، یک

برای جهت دهی به انحرافات تصویر در نظر می‌گیرند که در مورد روش پیشنهادی نیازی به آن نیست. تطبیق هیستوگرام رنگی یک روش غیر پارامتری برای مقابله با تغییر شکل‌های رایج در تصویر ارائه می‌دهد و معمولاً در ردیابی بصری استفاده می‌شود [۱۱][۱۲]. با این حال، تطبیق هیستوگرام هندسه تصاویر را کاملاً نادیده می‌گیرد و این یک نقطه قوت می‌باشد. اولسون [۱۳] با در نظر گرفتن حداکثر احتمال، عمل تطبیق را انجام می‌دهد که شباهت زیادی به روش ما در انتخاب بهترین تطبیق دارد. در ادامه، اورون و همکاران [۱۴] از فضای  $xy$ -RGB و تطبیق الگو برای اندازه‌گیری EMD<sup>۱</sup> [۱۵] بین دو مجموعه نقاط استفاده کرده‌اند. تالی دکل و همکاران [۳] الگوریتم BBS<sup>۲</sup> را مطرح کردند که در آن از انتخاب بهترین تطبیق برای امر تناظریابی استفاده می‌کنند. اگرچه روش پیشنهادی آنها در یک فضا کار می‌کند، اما با EMD متفاوت است و به یک تطبیق یک‌به‌یک نیاز دارد و در آن فرقی بین داده اصلی و داده پرت وجود ندارد. در واقع این روش یک تطابق دو طرفه است. اهمیت موضوع روش شباهت سنجی دو طرفه (BDS<sup>۳</sup>) در [۱۶] به طور خلاصه نشان داده شده است. BDS به عنوان اندازه‌گیری شباهت بین دو تصویر مورد استفاده قرار گرفته شده است که یک تصویر توسط مجموعه‌ای از وصله‌ها نشان داده می‌شود. در مقابل، روش [۳] بر اساس تعداد نقاط مشابه بنا شده است و فقط از فاصله واقعی آنها به طور ضمنی استفاده می‌کند. علاوه بر این، BDS تمایز بین داده‌های اصلی و داده‌های پرت ندارد. در زمینه مطابقت تصویر، اندازه‌گیری دیگری که به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد فاصله هاوسدورف<sup>۴</sup> است. هاتن لاپر و همکاران [۱۸] فاصله کسری هاوسدورف را پیشنهاد دادند که در آن دورترین نقطه با  $K^{\text{th}}$  در نظر گرفته می‌شود. با این حال، این اندازه‌گیری بستگی زیادی به پارامتر  $K$  دارد که باید تنظیم شود. شایان ذکر است که اصطلاح بهترین تطابق توسط پومرانس و همکاران در زمینه حل پازل استفاده شد [۱۷]. آنها برای تعیین اینکه آیا یک جفت قطعه با یکدیگر سازگار هستند یا نه، از معیار مشابه روش [۳] استفاده کردند. در [۲۳] مفهوم گوناگونی شباهت<sup>۵</sup> (DIS) ارائه شد که هزینه‌های محاسباتی را کاهش داد. [۲۴] از گوناگونی جهانی به نام عدم محبوبیت مبتنی بر تصویر (IWU) برای جایگزینی گوناگونی محلی در DIS [۲۳] استفاده کرد که پیچیدگی محاسباتی را بیشتر کاهش داد اما دقت را حفظ کرد. اخیراً، خانواده‌ای از روش‌ها براساس نزدیک‌ترین همسایه<sup>۶</sup>

<sup>۱</sup>Earth Mover's Distance

<sup>۲</sup>Best-Buddies Similarity

<sup>۳</sup>Bidirectional similarity

<sup>۴</sup>Hausdorff distance

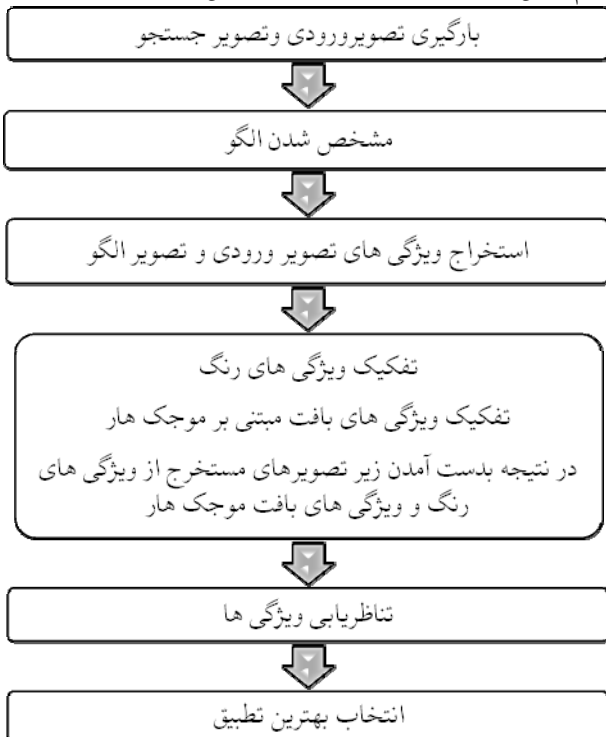
<sup>۵</sup>Concept of Diversity Similarity

<sup>۶</sup>Image Based Unpopularity

<sup>۷</sup>Nearest neighbors field

<sup>۸</sup>Multiresolution Analysis (MRA)

روش انتخاب بهترین تطبیق (BBS) به مجموعه‌ای از جفت نقاطی متکی است که شبیه‌ترین تطبیق هستند. این روش علاوه بر این که عمل تطبیق را انجام می‌دهد به هر تطبیق یک رتبه یا امتیاز می‌دهد که این کار باعث می‌شود در مواردی که شیء مورد نظر به شدت دچار تغییر شکل، چرخش و انسداد شده است، محل شیء را تشخیص دهد و به آن امتیاز اختصاص دهد. بنابراین، این یک نقطه مثبت است. در حالی که در روش‌هایی که در سال‌های اخیر پیشنهاد شده است، این قابلیت وجود ندارد. علاوه بر این، روش BBS بدون هیچ اطلاع قبلی از داده‌ها و تغییر شکل‌های پیچیده هدف مورد نظر، آن را تشخیص می‌دهد یعنی یک عمل دو طرفه انجام می‌دهد و نیازی به داده‌های قبلی و تابع تبدیلی که باعث تغییر شکل هدف مورد نظر شده است، ندارد. روش ارائه شده در واقع یک نسخه بهبود یافته از روش BBS می‌باشد و در مقابل برخی تغییرات شدت نور و رنگ به خوبی عمل می‌کند، در حالی که روش‌های اخیر از جمله BBS که توسط تالی دکل و همکاران [۳] مطرح شده است، در مقابل تغییر شدت نور دچار اشتباه می‌شود. آنها با استفاده از ویژگی‌های رنگی آزمایش‌هایی انجام داده‌اند. این آزمایش‌ها در برخی تغییر شکل‌های پیچیده و تغییر شدت نور نتایج مطلوبی نشان نمی‌دهند. در کل، روش پیشنهادی علاوه بر دارا بودن ویژگی‌های مثبت روش BBS از قبیل مقاوم بودن در مقابل تغییر شکل‌های پیچیده، انسداد و شلوغی پس‌زمینه، به علت استفاده از ویژگی‌های موجک هار، در برابر تغییرات شدت نور نیز مقاوم عمل نموده و دقت بیشتری را در عمل تطبیق ایجاد می‌کند.



شکل ۲: دیاگرام کلی روش پیشنهادی.

تابع مقیاس و ۳ تابع موجک دو بعدی به صورت زیر خواهیم داشت:

$$\begin{aligned}\psi(x,y) &= \phi(x) \otimes \psi(y) \\ \psi^{(1)}(x,y) &= \phi(x) \otimes \psi(y) \quad (A) \\ \psi^{(2)}(x,y) &= \psi(x) \otimes \phi(y) \\ \psi^{(3)}(x,y) &= \psi(x) \otimes \psi(y)\end{aligned}$$

برای یافتن تبدیل موجک یک تصویر، تصویر با هر کدام از توابع موجک دو بعدی کانوالو می‌شود. به عنوان مثال، برای یافتن تبدیل موجک حاصل از کانولوشن با  $\psi^{(1)}(x,y) = \phi(x)\psi(y)$ ، ابتدا سطرهای تصویر با فیلتر پایین گذر متناظر با  $\phi$  کانوالو می‌شود و سپس ستون‌های تصویر حاصل با فیلتر بالاگذر متناظر با  $\psi$  کانوالو می‌شود.

#### ۴ روش پیشنهادی برای تطبیق الگو

به طور کلی روش پیشنهادی به صورت پیکسلی کار می‌کند. این روش در واقع الهام گرفته از BBS [۳] است که بر اساس شمارش تعداد جفت نقاط متناظر - یعنی شبیه‌ترین نقاط - در تصویر مرجع و هدف عمل می‌کند. ما علاوه بر ویژگی‌های رنگ از ویژگی‌های موجک هار برای تناظریابی اجزاء متناظر استفاده می‌کنیم. روش پیشنهادی در واقع جزئیات دو تصویر را جداسازی می‌کند و به صورت جداگانه ویژگی‌های بدست آمده از موجک هار را تطبیق می‌دهد. موجک هار با تفکیک ویژگی‌های مختلف تصویر و استفاده از ویژگی‌های بافتی موجب می‌شود که در شرایط تغییر شدت روشنایی نیز به نتایج مطلوب برسیم.

در شکل ۲ دیاگرام کلی روش ارائه شده را مشاهده می‌کنید. اگر دو مجموعه نقطه  $P = \{p_i\}_{i=1}^{N_P}$  و  $Q = \{q_j\}_{j=1}^{N_Q}$  را در نظر بگیریم که  $p_i, q_j \in \mathbb{R}^d$  باشد. یک جفت نقطه  $\{p_i \in P, q_j \in Q\}$  نقطه می‌باشد اگر  $p_i$  در نزدیک‌ترین همسایگی  $q_j$  در مجموعه  $Q$  باشد و بالعکس اگر یک  $p_i$  در نزدیک‌ترین همسایگی  $q_j$  در مجموعه  $Q$  باشد، جفت نقطه  $\{p_i \in P, q_j \in Q\}$ ، شبیه‌ترین نقطه است.

$$\text{The most similar point } (p_i, q_j, P, Q) = \begin{cases} 1 & \text{if } NN(p_i, Q) = q_j \wedge NN(q_j, P) = p_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

جایی که:

$$NN(p_i, Q) = \underset{q_j \in Q}{\text{argmin}} d(p_i, q_j) \quad (10)$$

$d(p_i, q_j)$  اندازه ماتریس فاصله (distance) می‌باشد. شبیه-

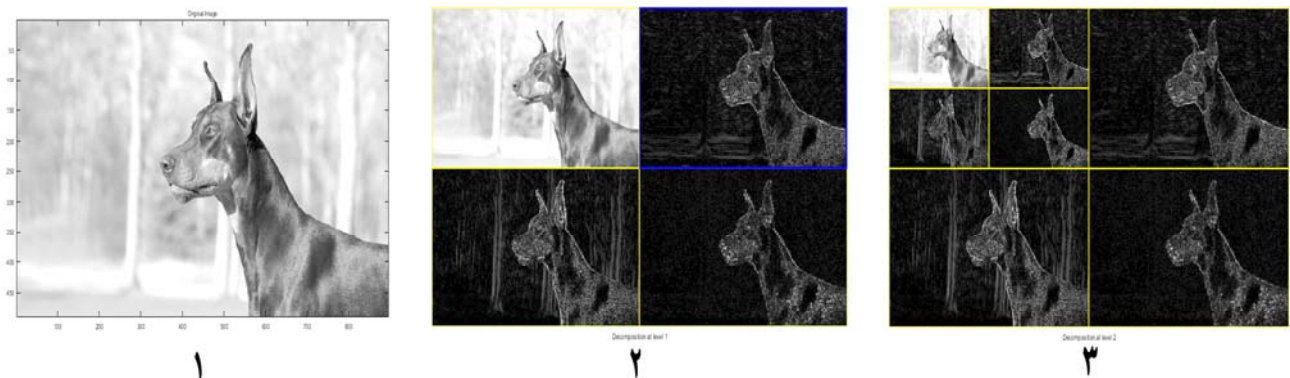
ترین تطبیق بین دو مجموعه نقطه  $P$  و  $Q$  از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\text{The most similar matching } (P, Q) = \frac{1}{\min\{N_P, N_Q\}} \times \sum_{i=1}^{N_P} \sum_{j=1}^{N_Q} \text{The most similar point } (p_i, q_j, P, Q) \quad (11)$$

$N_P$  و  $N_Q$  تعداد نقاط  $P$  و  $Q$  می‌باشد.

<sup>1</sup>The most similar points



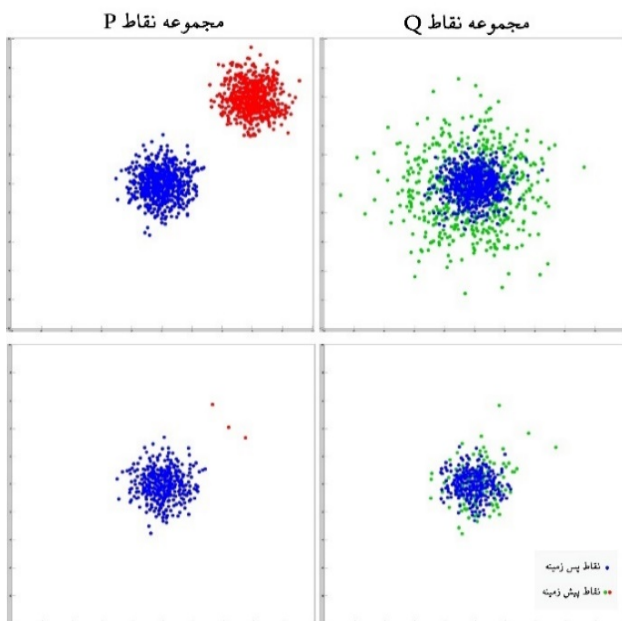


شکل ۳: تصویر سنتز شده با موجک هار. (۱) - تصویر اصلی ورودی خاکستری شده. (۲) - موجک هار با یک سطح پیشرفت. (۳) - موجک هار با دو سطح پیشرفت.

شوند، یک جفت نقطه  $\{p, q\}$  به احتمال زیاد جفت نقاط شبیه‌ترین است.

#### ۴-۲ انتخاب بهترین تطبیق

با در دست داشتن حالت یک بعدی می‌توانیم امید ریاضی تطابق شبیه‌ترین را وقتی که  $P$  و  $Q$  مجموعه نقاط دو بعدی هستند، بدست آوریم  $(p, q) \in \mathbb{R}^d$ . اگر ابعاد  $d$  ناهمبسته باشند، یعنی ماتریس‌های کوواریانس در حالت گوس مورب هستند، یک شرط کافی (اما نه ضروری) برای شبیه‌ترین بودن یک جفت نقطه این است که نقطه در هر یک از ابعاد شبیه‌ترین باشد.



شکل ۴: جفت نقاط مشابه بین دو مجموعه نقاط دو بعدی گوسی: ستون اول، سیگنال  $P$  شامل نقاط "پیش‌زمینه" است که از یک توزیع نرمال  $(N(\mu_1, \sigma_1))$  گرفته شده است و با رنگ آبی مشخص شده است. نقاط "پس‌زمینه" از یک توزیع نرمال دیگری  $(N(\mu_2, \sigma_2))$  گرفته شده است و با رنگ قرمز مشخص شده است. به همین ترتیب، نقاط مجموعه  $Q$  از توزیع مشابه  $(N(\mu_1, \sigma_1))$  و توزیع پس‌زمینه متفاوت  $(N(\mu_2, \sigma_2))$  گرفته می‌شوند. ردیف دوم، فقط جفت نقاط مشابه بین دو مجموعه است که بیشتر بین نقاط پیش‌زمینه وجود دارد.

#### ۱-۴ تطبیق الگو با استفاده از موجک هار

برای اعمال روش پیشنهادی برای تطبیق الگو، ابتدا هر تصویر ورودی به صورت یک ماتریس در نظر گرفته می‌شود. سپس، با استفاده از تبدیل موجک هار ویژگی داده‌های حقیقی را استخراج می‌کنیم (شکل ۳). خروجی موجک هار در حالت دو-بعدی همان طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، ۴ مولفه خواهد داشت که به ترتیب ضرایب تقریب<sup>۱</sup>، ضرایب جزئیات افقی<sup>۲</sup>، ضرایب جزئیات عمودی<sup>۳</sup> و ضرایب جزئیات مورب<sup>۴</sup> می‌باشد. موجک هار در واقع با تفکیک اطلاعات بافتی در برابر عوامل مخرب در تناظریابی مقاومت بیشتری از خود نشان می‌دهد. برای درک بهتر موضوع دو مجموعه نقطه  $P$  و  $Q$  (شکل ۴) را در حالت دو بعدی در نظر می‌گیریم که نقاط  $P$  از دو توزیع نرمال<sup>۵</sup> به صورت  $N(\mu_1, \sigma_1)$  و  $N(\mu_2, \sigma_2)$  گرفته شده است و نقطه  $Q$  از یک توزیع نرمال  $N(\mu_1, \sigma_1)$  و یک توزیع متفاوت  $N(\mu_2, \sigma_2)$  گرفته شده است. توزیع  $N(\mu_1, \sigma_1)$  را می‌توان یک پیش‌زمینه در نظر گرفت در حالی که دو توزیع بعدی، دو پس‌زمینه متفاوت هستند. جفت نقاط مشابه، بیشتر در مجموعه نقاط  $P$  و  $Q$  در جایی یافت می‌شوند که پیش‌زمینه می‌باشد. هم چنین، با توجه به شکل ۴ در  $P$  که نقاط پیش‌زمینه و پس‌زمینه به خوبی از هم جدا شده‌اند ۹۵ درصد از نقاط، جفت نقاط مشابه هستند که در پیش‌زمینه قرار دارند و در  $Q$  که بین پیش‌زمینه و پس‌زمینه هم‌پوشانی وجود دارد ۶۰ درصد نقاط، جفت نقاط مشابه هستند که در پیش‌زمینه قرار دارند.

این روش طوری عمل می‌کند که نقاط پیش‌زمینه را بر می‌گزیند و پس‌زمینه را در نظر نمی‌گیرد با این کار دیگر نیاز نیست که پیش‌زمینه و پس‌زمینه مدل سازی شود و پارامترها استخراج شود، این نشان دهنده این است که اگر  $p$  و  $q$  از توزیع یکسان گرفته

<sup>1</sup>Approximation coefficients

<sup>2</sup>Horizontal detail coefficients

<sup>3</sup>Vertical detail coefficients

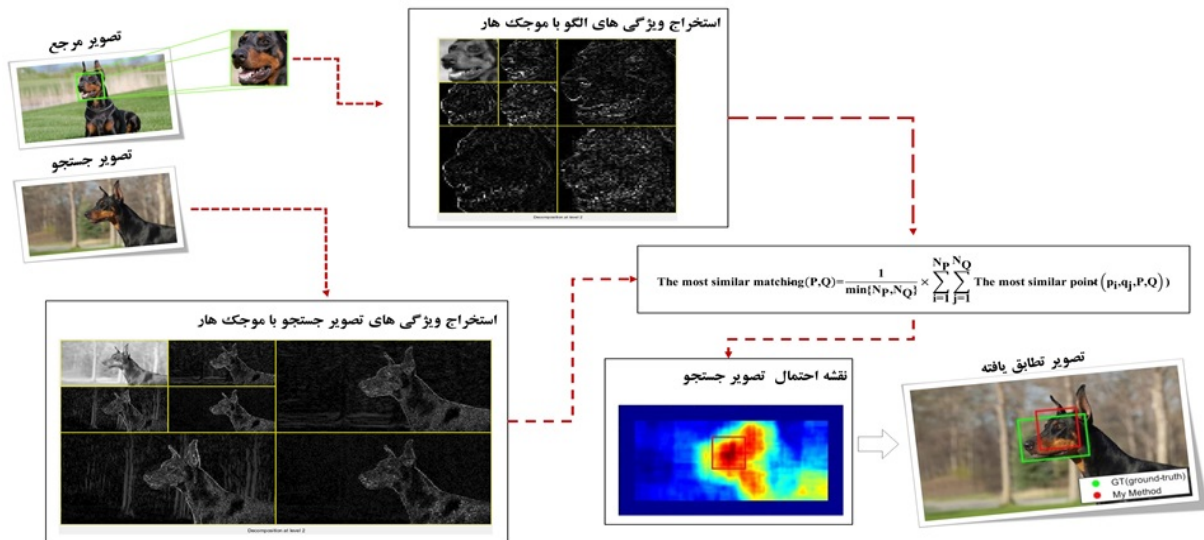
<sup>4</sup>Diagonal detail coefficients

<sup>5</sup>Normal or Gaussian

در این حالت می‌توان تجزیه و تحلیل را برای هر بعد به طور مستقل انجام داد و امید ریاضی تطابق شبیه‌ترین در حالت چند بعدی با اصل امید ریاضی در هر یک از ابعاد محدود می‌شود. یعنی:

در این حالت می‌توان تجزیه و تحلیل را برای هر بعد به طور مستقل انجام داد و امید ریاضی تطابق شبیه‌ترین در حالت چند بعدی با اصل امید ریاضی در هر یک از ابعاد محدود می‌شود. یعنی:

$$E_d^{\text{The most similar matching}} \geq \prod_{i=1}^d E_i^{\text{The most similar matching}} \quad (12)$$



شکل ۵: فرآیند کلی روش پیشنهادی.

اندازه  $|P| = |Q| = w \cdot h \cdot l$  و فاصله ماتریس‌ها که  $D$  می‌باشد به  $l \times l$  است. با فرض چند لایه بودن تصویر پنجره‌های جستجوگر  $w, h, l$  را داریم که تطابق شبیه‌ترین برای آن محاسبه می‌شود.

هنگام بررسی دقیق طرح ساده ارائه شده در قسمت قبلی، متوجه می‌شویم که بسیاری از محاسبات فاصله جفتی چندین بار انجام می‌شود. با توجه به اینکه پنجره کشویی ستونی کار می‌کند، اولین ماتریس فاصله در تصویر باید کاملاً محاسبه شود. دومین ماتریس فاصله، پس از کشیدن پنجره جستجو به یک پیکسل پایین‌تر بدست می‌آید. این ماتریس فاصله همپوشانی زیادی با ماتریس قبلی دارد. در ادامه باید فاصله پیکسل‌ها در ردیف جدید اضافه شده بر پنجره جستجو و پنجره هدف محاسبه شود، به این معنی که به جای کل ماتریس فقط ستون‌های  $w$  محاسبه می‌شود. با برداشتن یک قدم به جلوتر تمام ماتریس‌های فاصله محاسبه شده در ستون تصویر پنهان می‌شود و از ماتریس دوم ستون دوم عملیات آغاز می‌شود.

بعد می‌باشد. بیانگر تطابق شبیه‌ترین در  $i$  امین

ابتدا نقطه‌هایی که از یک توزیع کلی گرفته شده است به صورت یک تصویر در نظر می‌گیریم و آنها را مجموعه نقاط  $P$  و  $Q$  نام‌گذاری می‌کنیم. با استفاده از مدل طرح شده، بهترین تطبیق را که به ترتیب از دو توزیع داده شده  $f_p(p)$  و  $f_q(q)$  گرفته شده است را بین دو مجموعه نقاط که انتظار می‌رود، استخراج می‌کنیم. اگر در مورد پیچیدگی و سختی کار روش ارائه شده بحث کنیم اینرا باید گفت که محاسبه تطابق شبیه‌ترین بین دو مجموعه  $P$  و  $Q$ ، نیاز به محاسبه فاصله بین هر جفت نقطه شبیه‌ترین دارد، یعنی یک ماتریس فاصله به نام  $D$  به وجود می‌آید که به صورت زیر است:

$$[D]_{ij} = d(p_i, q_j) \quad (13)$$

با توجه به  $D$ ، شبیه‌ترین تطبیق  $p_i \in P$  یعنی  $NN(p_i, Q)$  حداقل جزئی است که در  $i$  امین سطر  $D$  می‌باشد. به طور مشابه  $NN(q_j, P)$  نیز حداقل جزء در  $j$  امین ستون  $D$  قرار دارد. سپس تطابق شبیه‌ترین محاسبه تعداد شبیه‌ترین تطبیق متقابل (تقسیم بر

<sup>2</sup>Target

<sup>3</sup>Query window

$f_p(p)$  و  $f_q(q)$  توزیع گوسی هستند.

## ۵ نتایج

الگوریتم پیشنهادی را روی تعدادی از تصاویر واقعی مورد آزمایش قرار دادیم. این تصاویر بر گرفته از نمونه‌هایی بودند که انواع تغییر شکل‌ها، پیچیدگی‌ها و مسئله‌هایی که موجب به اشتباه تشخیص دادن هدف در تصویر می‌شود را شامل می‌شد (آزمایش‌ها با استفاده از پایگاه داده BBS انجام شده است [۳]). نتایج حاصل از روش پیشنهادی را با سایر روش‌های مطرح و ارائه شده در سال‌های اخیر مقایسه کردیم. روش‌هایی که در سال‌های اخیر به آن‌ها پرداخته شده است عبارت‌اند از: مجموع اختلاف مربع (SSD) [۲۱]، مجموع اختلاف مطلق (SAD) [۲۲]، همبستگی متقابل نرمالیزه شده (NCC) [۲۲]، تطبیق هیستوگرام رنگی<sup>۱</sup> (HM) [۱۱، ۱۲]، شباهت دو طرفه (BDS) [۱۶]، [۳]BBS و غیره. داده‌های آزمایشی که مورد استفاده قرار داده شده است در رنگ‌ها و مقیاس‌های متفاوت تولید می‌شود و این تصاویر طیف گسترده‌ای از صحنه‌های چالش برانگیز را ضبط می‌کند. هدف مورد نظر نیز متنوع می‌باشد و به طور معمول دچار تغییر شکل، تغییرات فوتومتریک، چرخش و انسداد است. روش ما با استفاده از دو ویژگی رنگ و موجک‌ها با سایر روشها مقایسه می‌شوند. به طور کلی روش پیشنهادی با استفاده از این دو ویژگی از رقیب‌های خود بهتر عمل می‌کند. در جدول ۱ نتایج را برای مجموعه تصاویر استاندارد (مجموعه تصاویر BBS [۳]) با استفاده از روش BBS که شبیه‌ترین و نزدیک‌ترین روش به روش پیشنهادی می‌باشد، مورد ارزیابی قرار می‌دهیم.

جدول ۱: ارزیابی روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم BBS [۳].

روش مورد آزمایش	پارامترهای جستجو		میانگین زمان سپری شده (ثانیه)	میانگین میزان همپوشانی با GT
	Pz	Gamma		
BBS	۲	۱۲	۱/۴۱	۰
	۲	۶	۲/۷۵	۰/۲۸
	۲	۳	۹۶/۴۸	۰/۳۸
	۶	۱۲	۱/۴۱	۰/۰۹
	۶	۶	۲/۷۹	۰/۲۵
	۶	۳	۹۳/۳۸	۰/۲۹
روش پیشنهادی	۲	۱۲	۱/۵۲	۰/۵۷
	۲	۶	۳/۰۹	۰/۶۲
	۲	۳	۱۰۱/۱۸	۰/۷۲
	۶	۱۲	۱/۴۱	۰/۵۷
	۶	۶	۳/۱۹	۰/۶۲
	۶	۳	۹۷/۰۳	۰/۶۸

با استفاده از عملگر میانگین، وجود جفت نقاط شبیه‌ترین بر روی تمامی نمونه‌های ممکن P و Q رابطه (۱۱) را ادامه می‌دهیم [۳]:

**E[The most similar point]**

$$\iint_{P,Q} bb_{i,j}(P,Q)P_i\{P\}P_j\{Q\}dPdQ \quad (14)$$

این انتگرال برای تمامی نقاط P و Q می‌باشد. اگر P و Q مستقل باشد یعنی هر نقطه از سایر نقاط مستقل باشد به صورت زیر خواهد بود:

**E[The most similar point]**

$$\iint_{P,Q} \delta_{P,Q}(P-1-P_Q(P))^{N_P-1} \cdot \delta_{P,Q}(Q-1-P_Q(Q))^{N_Q-1} \cdot \delta_{P,Q}(P) \delta_{P,Q}(Q) dpdq \quad (15)$$

توزیع‌های  $F_P(x)$  و  $F_Q(x)$  توزیع جمع‌ی P و Q می‌باشند  $(F_P(x) = Pr\{P \leq x\})$  و  $P^- - P$  و  $Q^- - Q + d(p,q)$  برای  $q^+$  همینطور خواهد بود.

$$d(p,q) = \sqrt{(p-q)^2} - |p-q| \quad (16)$$

**E[The most similar matching(P, Q)]-**

**C.E[The most similar point]** (17)

در رابطه بالا مقدار C برابر است با:  $C = \frac{N_P N_Q}{\min(N_P, N_Q)}$

$$E[SSD(P,Q)] = \iint_{P,Q} (p-q)^2 \delta_{P,Q}(p) \delta_{P,Q}(q) dpdq = 1 + \mu^2 + \delta^2 \quad (18)$$

با جایگذاری  $(p-q)^2 = |p-q|$  داریم:

$$E[SAD(P,Q)] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \delta_{\frac{1}{\sqrt{2\pi}}} \exp\left(-\frac{p^2}{2\sigma^2} + \mu\left(1 - 2\delta_{\frac{1}{\sqrt{2\pi}}}\left(-\frac{\mu}{\delta}\right)\right)\right) \quad (19)$$

در شکل ۵ فرآیند کلی روش ارائه شده با موجک‌ها مشاهده می‌شود. با توجه به شکل ۵، فرآیند به این صورت عمل می‌کند که ابتدا تصویر ورودی به سیستم اعمال می‌شود. الگو یا هدف مورد نظر انتخاب می‌شود و در ادامه هر دو تصویر هدف و الگو با استفاده از موجک‌ها بازسازی می‌شود، به این صورت که با استفاده از موجک‌ها ویژگی‌های تصویر را تفکیک می‌کنیم و به زیر تصویرهایی که جزئیات تصویر را بهتر نمایان می‌کند تبدیل می‌کنیم. بعد، عمل تطبیق در تصویر جستجو انجام گرفته و یک نقشه احتمال از تطبیق‌هایی که انجام می‌گیرد به دست می‌آید که با استفاده از آن محل الگوی مورد نظر تشخیص داده می‌شود. بنابراین بهترین تطبیق، تطبیقی خواهد بود که بیشترین جفت نقاط متناظر را دارد.

<sup>1</sup>Histogram Matching





شکل ۶: نتایج روش پیشنهادی بر روی داده‌های واقعی: سطر ۱) الگوها روی تصاویر ورودی با رنگ سبز مشخص شده‌اند. سطر ۲) تصاویر هدف با نتایج تشخیص ۸ روش مختلف مشخص شده‌اند (برای جزئیات بیشتر به متن مراجعه کنید). نتایج BBS با رنگ آبی مشخص شده است. سطر ۳ تا ۵) نقشه‌های احتمال ایجاد شده به ترتیب با استفاده از روش ما، BBS و NCC؛ هر نقشه با نتیجه تشخیص مشخص می‌شود، یعنی با حداکثرهای آن نشان داده شده است. روش پیشنهادی با توجه به سایر روش‌ها حالت‌های محلی را به خوبی تولید می‌کند و قادر است مکان هدف صحیح را در همه این مثال‌ها نشان دهد.

بدست می‌دهد که روش پیشنهادی باز هم در مقایسه با روش BBS نتیجه مطلوبی دارد. سه جفت الگو-تصویر گرفته شده از وب برای ارزیابی کیفی استفاده می‌شود. الگوها، که به صورت دستی انتخاب شده‌اند، در تصاویر مورد نظر در شکل‌ها نشان داده شده است (قسمت ۱ شکل ۶). در همه مثال‌ها، الگو به دلیل تغییر شکل هندسی بزرگ، انسداده جزئی و تغییر زمینه، ظاهر خود را به شدت تغییر می‌دهد. نتایج تشخیص، با استفاده از ویژگی‌های رنگ با

مشاهده می‌شود که در تصویر مورد آزمایش، وقتی که با یک پارامتر مشخصی به جلو می‌رویم، BBS قادر به تشخیص شی مورد نظر نمی‌شود و میزان همپوشانی با هدف صفر می‌شود. در مقابل، روش پیشنهادی با همین مقدار پارامتر و با طی زمان ۱/۵۲ ثانیه با میزان همپوشانی با هدف ۰/۵۷ عمل تطبیق را انجام داده است. این مقدار همپوشانی با تغییر در پارامترهای جستجو در BBS و روش پیشنهادی به ترتیب، مقدارهای ۰/۳۸ و ۰/۷۲



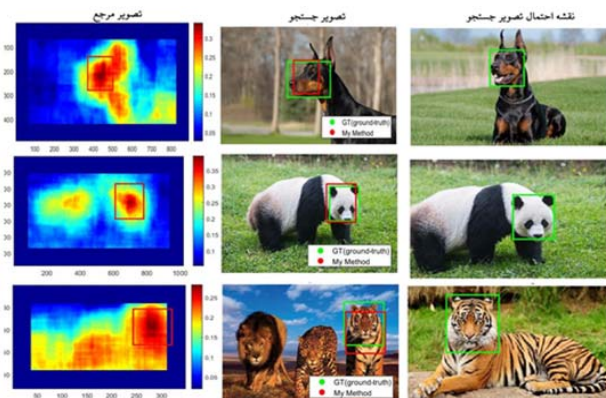
جدول ۲: مقایسه میزان همپوشانی و زمان تطبیق برای روش مبتنی بر ویژگی رنگ و روش پیشنهادی.

RGB + Haar (Level ۲)	RGB + Haar (Level 1)	RGB	معیارهای ارزیابی	شماره مجموعه داده
۰,۹۱	۰,۹۱	۰,۹۱	نرخ موفقیت	۲۸
۵۷,۵۸	۵۷,۳۱	۵۳,۷۰	زمان (ثانیه)	
۰,۷۷	۰,۶۸	۰,۶۸	نرخ موفقیت	۱۰
۵,۳۰	۴,۵۸	۴,۰۰	زمان (ثانیه)	
۰,۸۴	۰,۳۸	۰,۴۰	نرخ موفقیت	۴۷
۶,۳۱	۶,۰۱	۵,۸۴	زمان (ثانیه)	
۰,۶۱	۰,۶۶	۰,۵۹	نرخ موفقیت	۱۴
۲,۱۸	۱,۹۰	۱,۶۷	زمان (ثانیه)	
۰,۷۸	۰,۶۶	۰,۶۱	نرخ موفقیت	۳۷
۱۵,۲۶	۱۴,۲۴	۱۳,۷۷	زمان (ثانیه)	
۰,۸۳	۰,۸۷	۰,۶۱	نرخ موفقیت	۳۱
۳,۳۴	۲,۵۱	۲,۲۴	زمان (ثانیه)	
۰,۴۴	۰,۳۶	۰,۳۱	نرخ موفقیت	۱۰۸
۱,۳۸	۱,۱۸	۱,۱۵	زمان (ثانیه)	

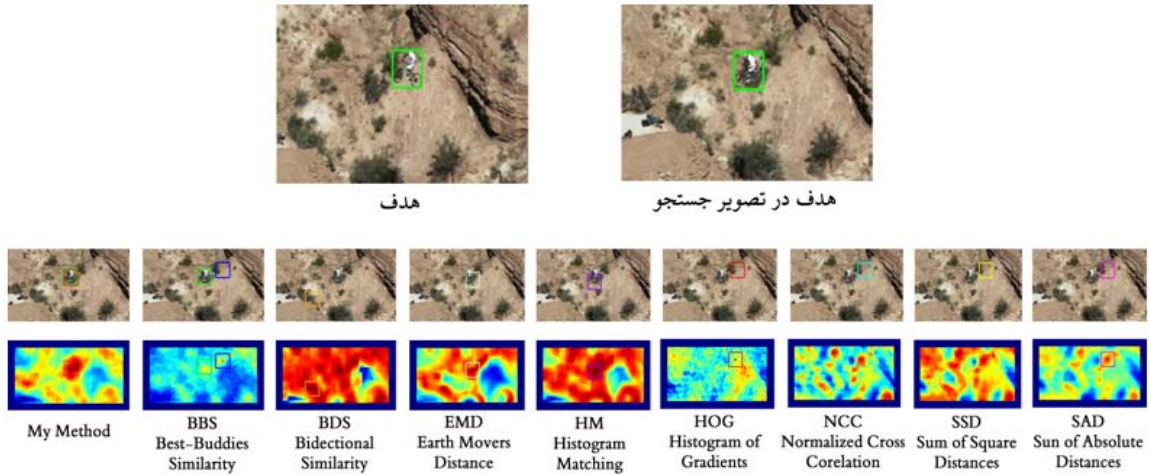
فضای رنگ RGB، در شکل‌ها ارائه شده است (قسمت ۱ و ۲ شکل ۶) و در مقایسه با گفته شده در بالا و همچنین EMD در کنار روش ما تنها روش موفقیت آمیز تناظر الگو در همه این مثال‌های چالش برانگیز است. نقشه‌های احتمال روش پیشنهادی که در شکل ۶ قسمت ۳ ارائه شده است، حالت‌های متمایز و محلی را در مقایسه با سایر روش‌ها نشان می‌دهد. همانطور که قبلاً مورد بحث قرار گرفت، روش مورد استفاده لایه‌های داخلی دو طرفه را که بیشتر در داده‌های Inlier یافت می‌شوند، ثبت می‌کند. تعدادی از تصاویر استاندارد (مجموعه تصاویر BBS [۳]) که شامل تغییرهای ممکن از جمله شلوغی پس‌زمینه، انسداد، تغییر شکل‌های غیر صلب و تغییر شدت نور می‌باشد از وب و تعدادی با دوربین شخصی تهیه و به عنوان پایگاه داده در نظر گرفته شد. پایگاه داده تصاویر با اعداد نام‌گذاری شدند که از ۰۰۱ شروع می‌شود و تا ۲۰۳ ادامه دارد. الگوریتم پیشنهادی را روی آن اعمال کردیم. یک بار با استفاده از ویژگی‌های رنگ به تنهایی (روش BBS) و بار دیگر با استفاده از دو ویژگی رنگ و موجک هار در دو سطح (روش پیشنهادی ما) عمل جستجو را انجام دادیم. نتایج میزان همپوشانی و زمان تطبیق را برای مجموعه داده‌های ذکر شده بدست آورده‌ایم که در جدول ۲ قابل مشاهده است.

در شکل ۸ نتایج روش پیشنهادی با چند روش دیگر مورد مقایسه قرار گرفته است. موارد شکست روش‌های پیشین در مقابل روش ما در شکل ۹ دیده می‌شود. بیشتر موارد شکست روش‌های پیشین را می‌توان به تغییرات روشنایی (قسمت ب شکل ۹)، انحراف اشیاء با ظاهری مشابه هدف (قسمت ج و د شکل ۹)، مواردی که هدف با پس‌زمینه مطابقت داشته (شکل ۸) یا شی مورد نظر به جای هدف انسداد یابد (قسمت الف شکل ۹)، نسبت داد. این معمولاً وقتی اتفاق می‌افتد که هدف به شدت انسداد یافته باشد یا وقتی که منطقه زمینه در پنجره هدف بسیار بزرگ باشد. موجک هار به تغییرات روشنایی خیلی حساس نبوده و می‌تواند اطلاعات سطح پایین و سطح بالاتر شیء مورد نظر را ضبط کند. همان‌طور که مشاهده می‌کنید موجک هار و ویژگی‌های رنگی در کنار هم می‌توانند نتایج برتر را به همراه داشته باشند. در شکل ۱۰، روش پیشنهادی در برابر عوامل متعدد مانند چرخش، تغییر زاویه دید و بزرگ نمایی به چالش کشیده شده و مقاوم بودن آن در برابر عوامل یاد شده دیده می‌شود.

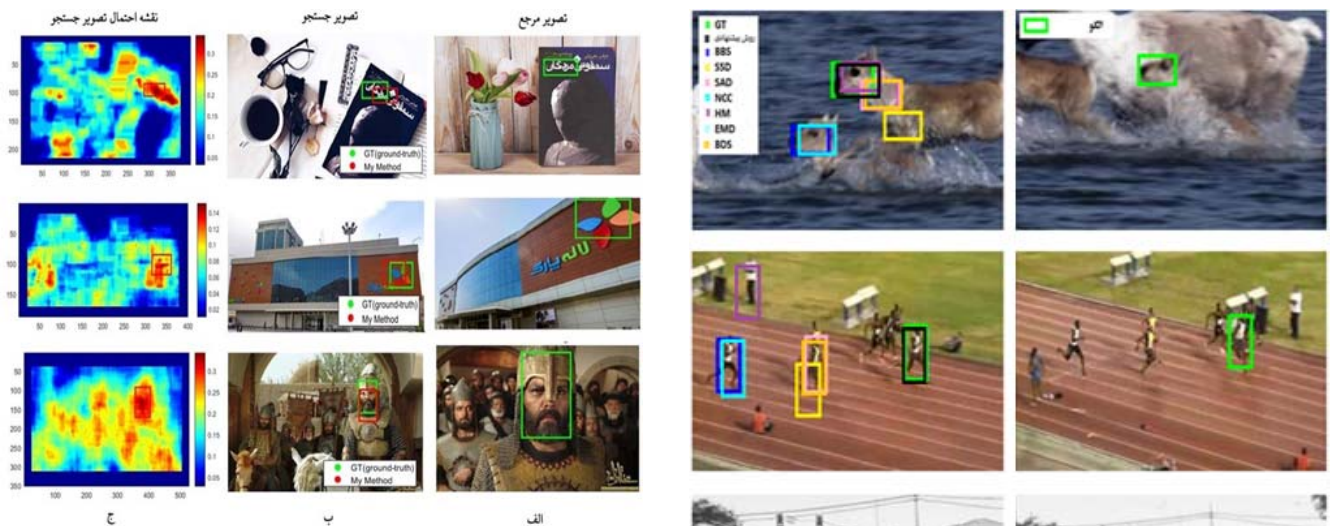
برای انجام ارزیابی کمی، روش پیشنهادی با روش‌های پیشرفته اخیر [۲۳] DIS، [۲۴] IWU و [۲۵] NNF مورد مقایسه قرار می‌گیرد که نتایج آن در جدول ۳ آورده شده است. مقایسه نتایج حاکی از بهبود نرخ موفقیت روش پیشنهادی در برابر روش‌های اخیر است.



شکل ۷: نتایج تطبیق الگو با روش پیشنهادی برای سه نمونه با چالش‌های مختلف. سطر ۱) پس‌زمینه عوض شده و تعدادی از داده‌های هدف از دست رفته است. سطر ۲) اندازه تصویر تغییر یافته است. سطر ۳) انسداد، شلوغی در تصویر قابل مشاهده است.



شکل ۸: نتایج روش پیشنهادی و سایر روش‌ها در یک داده واقعی. الگوها با رنگ سبز بر روی تصاویر ورودی علامت گذاری شده‌اند.



شکل ۹: نمونه موارد شکست روش‌های پیشین. ستون راست: تصاویر مرجع. ردیف دوم: تصاویر جستجو. ردیف سوم: نقشه احتمال وجود هدف در تصویر جستجو.

جدول ۳: نتایج کمی برای مجموعه داده BBS [۳].

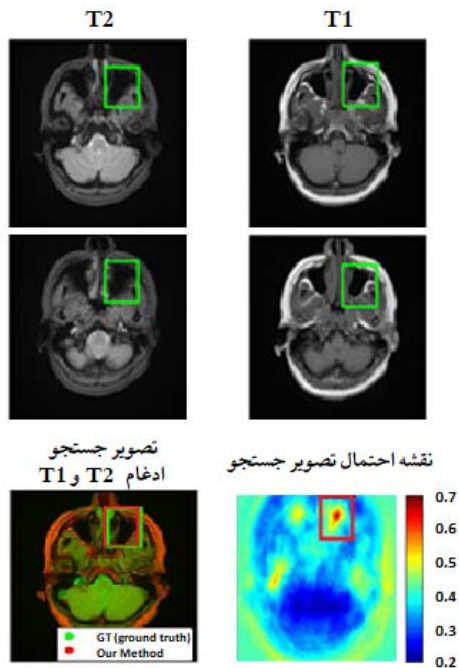
Ours	NNF 2020	IWU 2018	DIS 2017	معیارهای ارزیابی	شماره مجموعه داده
۰,۷۹	۰,۷۳	۰,۷۱	۰,۶۵	نرخ موفقیت	۲۵
۶	۰,۴	۷	۱۶	زمان (ثانیه)	
۰,۶۱	۰,۶۱	۰,۵۹	۰,۵۵	نرخ موفقیت	۵۰
۷	۰,۵	۹	۱۹	زمان (ثانیه)	
۰,۶	۰,۵۹	۰,۵۶	۰,۴۸	نرخ موفقیت	۱۰۰
۱۰	۰,۶	۱۰	۲۵	زمان (ثانیه)	
۰,۶۷	۰,۶۴	۰,۶۲	۰,۵۶	نرخ موفقیت	میانگین
۸	۰,۵	۹	۲۰	زمان (ثانیه)	



شکل ۱۰: نمونه موارد شکست روش‌های پیشین. ستون راست: تصاویر مرجع که در آنها ناحیه مورد نظر برای تناظریابی، با کادر سبز مشخص شده است. ستون چپ: تصاویر هدف که در آنها ناحیه با کادر سبز بیانگر (GT) ground-true است، نتایج BBS با کادر آبی و نتایج روش پیشنهادی با کادر سفید مشخص است و سایر رنگ‌ها نتایج روش‌های دیگر را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، برخی از دلایل عمده شکست، تغییرات روشنایی، اهداف منحرف کننده حواس مشابه با قفل شدن بر روی پس‌زمینه هستند.

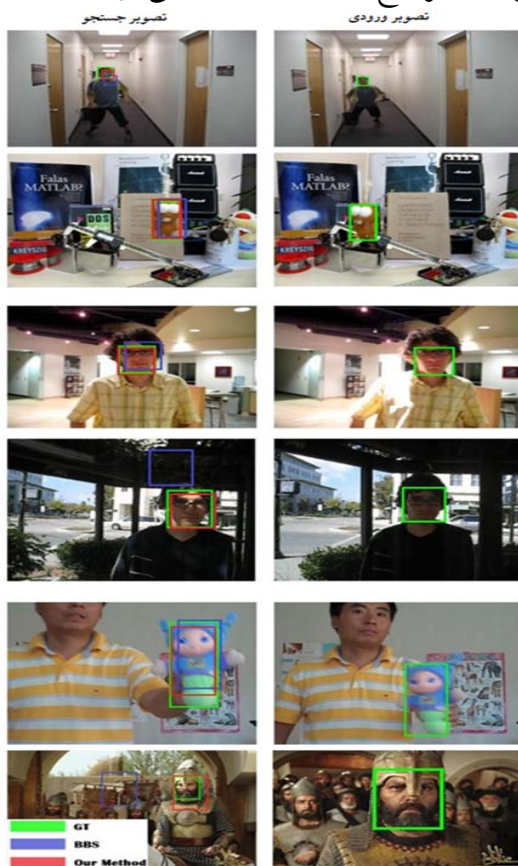
نتایج کیفی برای مقایسه شهودی بهتر در شکل ۱۱ نشان داده شده است. می‌توان دید که نتایج ما نسبت به DIS، IWU و NNF بهتر عمل می‌کند. همچنین، NNF که توسط یوهای لان و





شکل ۱۲: نتایج روش پیشنهادی بر روی تصاویر مالتی مودال. سطر (۱) تصویر T1 و T2، سطر (۲) تصاویر T1 و T2، سطر (۳) نقشه احتمال و نتایج جستجو

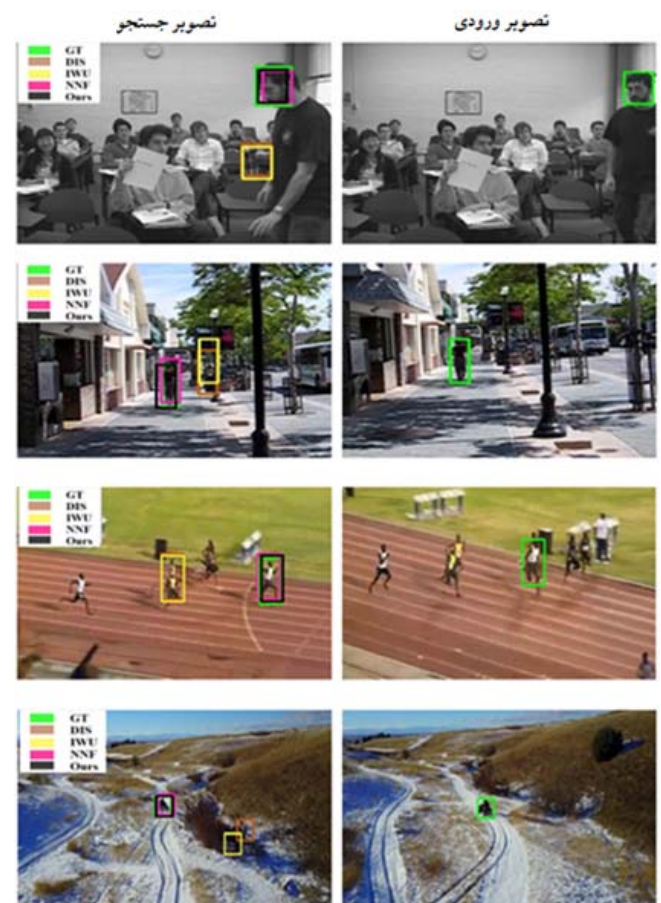
در شکل ۱۳ نمونه‌هایی از نتایج بدست آمده طی آزمایش‌هایی بر روی تعداد کافی از تصاویر را که در آنها تغییر مقیاس، تغییر زاویه و تغییر شدت نور رخ داده است، مشاهده می‌کنید.



شکل ۱۳: مقایسه روش پیشنهادی با روش BBS در شرایط مختلف تغییرات زاویه دید (سطر ۱ و ۲)، تغییرات شرایط نوری (سطر ۳ و ۴) و تغییرات مقیاس (سطر ۵ و ۶).

همکاران ارائه شده است نتایج مطلوبی نسبت به بقیه روش‌ها دارد. روش پیشنهادی را بر روی تعدادی تصاویر مالتی مودال<sup>۱</sup> استاندارد مغز برگرفته از مقاله [۲۶] اعمال می‌کنیم. تصاویر ورودی از مغز دو شخص ۲۱ و ۳۳ ساله ثبت شده است.

شکل ۱۲ تصاویر T1 و T2 ثبت شده توسط MRI<sup>۲</sup> را به عنوان ورودی نشان می‌دهد که عمل تطبیق بر روی این تصاویر مالتی مودال انجام می‌گیرد. در واقع تصاویر ورودی از یک فرد ۲۱ ساله اخذ شده است که در آنها ناحیه مورد جستجو با کادر سبز رنگ مشخص شده است و تصاویر هدف نیز از یک شخص ۳۳ ساله اخذ شده است که ناحیه ground truth در آنها با کادر سبز مشخص شده است. نتیجه جستجو در سطر سوم بصورت نقشه احتمال و ناحیه جستجو در تصاویر ادغام شده نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی در چنین مواردی نیز قوی عمل می‌کند.



شکل ۱۱: نتایج کیفی در مجموعه داده‌ها. ستون چپ تصویری است که هدف (با رنگ سبز مشخص شده (GT)) از آن گرفته شده است. ستون راست تصویر جستجو است، با نتایج تشخیص برای Ground Truth (GT)، DIS [۲۳]، IWU [۲۴]، NNF [۲۵] و Ours می‌توان مشاهده کرد که نتایج روش ما از سایرین دقت بیشتری دارد.

<sup>۱</sup>Multimodal image

<sup>۲</sup>Magnetic resonance imaging



Using Mutual Nearest Neighbors", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 40, No. 8, pp. 1799–1813, Aug. 2018.

- [4] W. Ouyang, F. Tombari, S. Mattocchia, L. Di Stefano, and W.K. Cham. "Performance evaluation of full search equivalent pattern matching algorithms", IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol. 34, No. 1, pp. 127–143, Jan. 2012.
- [5] E. Elboher and M. Werman. Asymmetric correlation: a noiserobust similarity measure for template matching. IEEE Trans on Image Processing, Vol. 22, No. 8, pp. 41, 2013.
- [6] Y. Hel-Or, H. Hel-Or, and E. David. Matching by tone mapping: Photometric invariant template matching. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 36, No. 2, pp. 51, 2014.
- [7] O. Pele and M. Werman. "Robust real-time pattern matching using bayesian sequential hypothesis testing", IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 30, No. 8, Aug. 2008.
- [8] B. G. Shin, S.-Y. Park, and J. J. Lee. "Fast and robust template matching algorithm in noisy image", In Control, Automation and Systems, 2007 International Conference on Control, Automation and Systems. No. 9853184, Oct. 2007.
- [9] S. Korman, D. Reichman, G. Tsur, and S. Avidan. Fastmatch: "Fast affine template matching", Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 2331–2338, 2013.
- [10] Y. Tian and S. G. Narasimhan. "Globally optimal estimation of nonrigid image distortion", Springer, International Journal of Computer Vision, Vol. 98, pp. 279–302, December. 2011.
- [11] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer. "Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift". Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. (Cat. No. PR00662) No. 6651771, June. 2000.
- [12] P. Pérez, C. Hue, J. Vermaak, and M. Gangnet. "Color-based probabilistic tracking". European Conference on Computer Vision. pp. 661–675, 2002.
- [13] C. F. Olson. "Maximum-likelihood image matching". IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 24, No. 6, pp. 853–857, Jun. 2002.
- [14] S. Oron, A. Bar-Hillel, D. Levi, and S. Avidan. "Locally orderless tracking". Springer, International Journal of Computer Vision. Vol. 111, pp. 213–228, 2015.
- [15] Y. Rubner, C. Tomasi, and L. Guibas. "The earth mover's distance as a metric for image retrieval". Springer,

نتایج همپوشانی در تصاویر هدف برتری روش پیشنهادی را نسبت به روش BBS نشان می‌دهد. بیشترین موارد شکست روش BBS در تغییرات شدت نور است که روش پیشنهادی نقص موجود در روش BBS را بهبود می‌بخشد. در جدول ۴ نیز نمونه‌هایی از نتایج بدست آمده از تطبیق تصویر ورودی و الگو به صورت عددی آورده شده است که با استفاده از روش پیشنهاد شده تا حدودی دقت تطبیق بهبود یافته است.

جدول ۴: نمونه‌هایی از مقایسه روش پیشنهادی با روش BBS.

شماره مجموعه داده	نوع تغییرات	میزان هم‌پوشانی با GT	
		روش پیشنهادی	روش BBS
۷۲	شدت روشنایی	۰/۸۶	صفر
۸۷	مقیاس	۰/۷۴	۰/۷۲
۲۰۰	مقیاس	۰/۸۰	صفر
۴	زاویه	۰/۱۸	۰/۰۹
۱۹	شدت روشنایی	۰/۸۳	۰/۳۷
۳۷	زاویه و چرخش	۰/۹۰	۰/۶۷

## ۶ نتیجه گیری

در این مقاله، روشی برای اندازه‌گیری شباهت ارائه شده است که از ویژگی‌های بهترین تطابق استفاده می‌کند و برای تطابق در تصاویر واقعی مفید است. با استفاده از ویژگی‌های اصلی که در هر تصویر موجود می‌باشد، می‌توان تطبیق را در دنیای واقعی مورد آزمایش قرار داد. استفاده از ویژگی موجک هار در کنار ویژگی رنگ در پیدا کردن بهترین تطابق باعث افزایش کارایی در عمل تناظر یابی شده و نشان داده شده است که از روش‌های معمول تطبیق الگو مانند بهترین همسایگی (BBS)، هم بستگی متقابل نرمال، تطابق هیستوگرام و شباهت دو طرفه بهتر عمل می‌کند. وقتی الگو در مقایسه با تصویر مورد نظر بسیار کوچک باشد، زمانی که اهداف مشابهی در صحنه وجود داشته باشد یا قسمت‌های بیرونی (پس زمینه و ...) بیشتر الگو را بپوشاند، ممکن است روش‌های اخیر شکست بخورد ولی روش ارائه شده از عهده این مسائل بر می‌آید. در بعضی موارد نشان داده شده که روش ما موفقیت صحیح را پیش‌بینی می‌کند اما بالاترین امتیاز از تطبیق را به ما نمی‌دهد در حالی که هدف را تشخیص می‌دهد.

## مراجع

- [1] H. Barrow and R. Popplestone. "Relational descriptions in picture processing", Machine Intelligence, Vol. 6, No. 1, pp. 377–396, 1971.
- [2] M. Fischler and R. Elschlager. "The representation and matching of pictorial structures", Vol. 22, No. 1, pp. 67–92, 1973.
- [3] S. Oron, T. Dekel, T. Xue, W.T. Freeman, S. Avidan, "Best-Buddies Similarity-Robust Template Matching

- International Journal of Computer Vision. Vol. 40, pp. 99–121, 2000.
- [16] D. Simakov, Y. Caspi, E. Shechtman, and M. Irani. “Summarizing visual data using bidirectional similarity”. 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. No. 10140146, June. 2008.
- [17] D. Pomeranz, M. Shemesh, and O. Ben-Shahar. “A fully automated greedy square jigsaw puzzle solver”. In The 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2011, Colorado Springs, CO, USA, pages 9–16, 20–25 June 2011.
- [18] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman, and W. J. Rucklidge. “Comparing images using the hausdorff distance”. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Trans on, Vol. 15, No. 9, pp. 850–863, Sep. 1993.
- [19] Haar, Alfred; Zur Theorie der orthogonalen Funktionensysteme. (German) Mathematische Annalen 69 (1910), No. 3, 331—371.
- [20] K.P. Soman, K.I. Ramachandran and N. G. Resmi, Insight into wavelets: From Theory to Practice, PHI Learning Private Limited, New Delhi, 2010.
- [21] M.B.Hisham; Shahrul Nizam Yaakob; R.A.A Raof; A.B A. Nazren & N.M. Wafi, IEEE Student Conference on Research and Development (SCORED), “Template Matching using Sum of Squared Difference and Normalized Cross Correlation”, No. 15905215, pp. 13–14, Dec. 2015.
- [22] N.N. Dawoud; B.B. Samir; J. Janier. International Journal of Computer Applications, “Fast Template Matching Method Based Optimized Sum of Absolute Difference Algorithm for Face Localization”, Volume 18– No.8, March 2011.
- [23] Itamar Talmi, Roey Mechrez, and Lihy Zelnik-Manor, “Template matching with deformable diversity similarity,” in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1311–1319, 2017.
- [24] Lior Talker, Yael Moses, and Ilan Shimshoni, “Efficient sliding window computation for nn-based template matching,” in European Conference on Computer Vision, pp. 404–418, 2018.
- [25] Y. Lan; X. Xiang; H. Zhang; S. Qi. “A Highly Efficient and Robust Method For NNF-Based Template Matching”, 2020 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW), No. 19870797, 09 June 2020.
- [26] Mathew AJ, et al. RMD Open 2020, “Atlas of the OMERACT Heel Enthesitis MRI Scoring System (HEMRIS)”, No.001150, 2020.