

یادگیری غیرنظارتی ویژگی برای ارزیابی کیفیت کور تصاویر فرا تفکیک پذیر

مریم کریمی^۱ و منصور نجاتی^۲

چکیده

افزایش تفکیک پذیری تصاویر، یک مسئله کلاسیک در زمینه پردازش تصویر است که هدف آن ایجاد تصاویر با تفکیک پذیری بالا از تصویر با تفکیک پذیری پایین است. الگوریتم‌های بسیاری در این زمینه تاکنون ارائه شده‌اند. با این حال، ارزیابی مؤثر کیفیت این نوع تصاویر همچنان بعنوان یک زمینه تحقیقاتی چالش برانگیز باقی مانده است. روش‌های معمول ارزیابی کیفیت تصویر، همخوانی کافی با معیارهای ادراکی ندارند. لذا ارائه روش‌های ارزیابی کیفیت خاص تصاویر فرا تفکیک پذیر، اهمیت بالایی دارد. در این مقاله ما یک روش ارزیابی کیفیت بدون مرجع برای تصاویر فرا تفکیک پذیر ارائه می‌کنیم که با یادگیری بدون برچسب یک کتاب اتم‌ها روی تصاویر مرجع با تفکیک پذیری بالا و بازنمایی بلوک‌های تصاویر فرا تفکیک پذیر با این کتاب، ویژگی‌های محلی تولید می‌نماید که قادرند تخریب‌های ناشی از افزایش تفکیک پذیری را به خوبی توصیف نمایند. این ویژگی‌ها با یک رویکرد مناسب هرمی، تلفیق شده و بردار ویژگی سراسری از تصویر تولید می‌کنند. این بردارها و امتیازات کیفیت چشمی در نهایت، جهت آموزش یک مدل رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرند. نتایج تجربی نشان می‌دهند که این روش در عین سادگی، سرعت و عدم نیاز به حجم بالای داده آموزشی، کارایی بهتری نسبت به روش‌های موجود دارد.

کلیدواژه‌ها

ارزیابی کیفیت تصاویر فرا تفکیک پذیر، افزایش تفکیک پذیری، ارزیابی کیفیت کور، بازنمایی تُنک، یادگیری کتاب اتم‌ها، یادگیری غیرنظارتی ویژگی.

۱ مقدمه

باشد. این مسئله در بسیاری از کاربردها مانند تصاویر پزشکی، پایش ویدئویی، و تلویزیون‌های کیفیت بالا (HDTV)^۵، کدگذاری و مخابرات از اهمیت بالایی برخوردار است [۱]. با استفاده از فناوری‌های SR، افراد قادر هستند تصاویر LR را با کیفیت بهتری در نمایشگرهای HR مشاهده نمایند.

هدف از افزایش تفکیک پذیری تصاویر (SR)^۱ تولید تصاویری با تفکیک پذیری بالا (HR)^۲ با استفاده از یک یا چند تصویر با تفکیک پذیری پایین (LR)^۳ است که حاوی درهم‌رفتگی^۴ و دیگر تخریب‌ها نباشد و حتی‌الامکان جزئیات تصویر در آن حفظ شده

¹Image Super-Resolution

²High Resolution

³Low Resolution

⁴Aliasing

⁵High-Definition TV

این مقاله در شهریورماه سال ۱۳۹۹ دریافت، در آذرماه بازنگری و در دی‌ماه همان سال پذیرفته شد.

^۱ گروه علوم کامپیوتر، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه شهرکرد
رایانامه: ma.karimi@sku.ac.ir

^۲ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان
رایانامه: mansour.nejati@ec.iut.ac.ir

روش‌های مرجع کاهش‌یافته (RR)^{۱۲}، برخلاف روش‌های FR دسترسی کاملی به تصویر اصلی ندارند اما ارزیابی را با فرض داشتن اطلاعات یا ویژگی‌هایی از تصویر مرجع به انجام می‌رسانند. ولی واقعیت این است که در بسیاری از کاربردهای عملی، تصویر مرجع یا حتی ویژگی‌های آن را در اختیار نداریم و مجبوریم همانند سیستم بینایی انسان، ارزیابی را به صورت کور^{۱۳} و بدون مرجع (NR)^{۱۴} انجام دهیم. روش‌های ارائه شده در [۱۳] - [۱۷] روش‌های NR موفق هستند که عمدتاً مبتنی بر استخراج ویژگی‌های آماری، کتاب کد و یادگیری عمیق می‌باشند. نتایج تجربی نشان می‌دهد روش‌های موجود قادر نیستند کارایی مناسبی در پیشگویی امتیازات تصاویر SR داشته باشند. لذا ارائه روش‌های ارزیابی کیفیت کارا برای تصاویر SR بسیار با اهمیت است [۱۸]. روش‌های مختلفی از یادگیری کتاب اتم‌ها و بازنمایی \mathbb{T}^k جهت ارزیابی کیفی تصاویر استفاده کرده‌اند [۱۹-۲۲]. روش [۱۹] پس از تجزیه تصویر مرجع و تخریب شده به لایه‌های اهمیت مختلف، بلاک‌های متناظر در هر لایه از دو تصویر را توسط کتاب اتم‌ها بازنمایی کرده و میزان شباهت ضرایب \mathbb{T}^k را با استفاده از میزان اهمیت آنها وزن‌دهی و تلفیق می‌کند. در [۲۰] برای پیش‌بینی کیفیت تصاویر از شباهت بردارهای ویژگی \mathbb{T}^k و میزان همبستگی مقادیر میانگین روشنایی بین بلوک‌های متناظر بهره می‌برد. میزان تفاوت بردارهای \mathbb{T}^k که با استفاده از زیرمجموعه‌های انطباقی کتاب اتم‌ها بدست آمده‌اند به همراه گرادیان، رنگ و روشنایی جهت تولید امتیازات ویژگی در [۲۱] بکار گرفته شده‌اند. یک روش RR نیز از اختلاف آنروپی بازنمایی \mathbb{T}^k تصاویر مرجع و تخریب شده برای محاسبه کیفیت تصویر استفاده می‌نماید [۲۲].

در این مقاله یک روش بدون مرجع جدید برای ارزیابی کیفیت تصاویر SR ارائه می‌شود. در روش پیشنهادی، از یادگیری کتاب اتم‌ها و بازنمایی \mathbb{T}^k بلاک‌های تصاویر SR برای استخراج ویژگی غیرنظارتی و بدون دانش در مورد تخریب‌های مختلف تصاویر استفاده شده است که نسبت به ویژگی‌های دست‌ساز بکار رفته در دیگر روش‌ها مؤثرتر هستند. ضرایب \mathbb{T}^k هر بلاک با استفاده از تلفیق بیشینه هر می ترکیب می‌شوند که نه تنها ساختار محلی بلاک‌ها را کد می‌کند بلکه همسایگی آن‌ها را نیز برای بدست آوردن یک بازنمایی سراسری‌تر در نظر می‌گیرد. نتایج بدست آمده توسط رگرسیون آموزش دیده روی این ویژگی‌ها نشان می‌دهد این مدل نسبت به دیگر روش‌های موجود کارایی بهتری دارد.

در دهه‌های اخیر، الگوریتم‌های SR متعددی پیشنهاد شده است [۲-۷]. با این وجود، کارهای اندکی در زمینه ارزیابی کیفیت تصاویر فراتفکیک‌پذیر (SRI)^۱ به انجام رسیده است [۸]. برای ارزیابی روش‌های SR معمولاً از آزمایشات ارزیابی کیفیت تصویر چشمی^۲ مقیاس پایین استفاده می‌شود. در این آزمایشات از افراد خواسته می‌شود تا بطور مشخص، هریک از تصاویر SR را امتیازدهی کنند. میانگین امتیازات همه بینندگان برای هر تصویر به نام امتیاز میانگین نظرات (MOS)^۳ برای آن تصویر در نظر گرفته می‌شود. از آنجا که این نوع ارزیابی کیفیت به دلیل هزینه بالا، وقت‌گیر و پرهزینه بودن عملاً در کاربردهای واقعی قابل استفاده نیست، از آن بعنوان یک مرجع درستی^۴ برای روش‌های ارزیابی خودکار کیفیت محاسباتی^۵ استفاده می‌شود. بر این اساس ارائه روش‌های ارزیابی کیفیت محاسباتی که قادر باشند امتیازات کیفیت نزدیک‌تر به این امتیازات چشمی را تولید کنند، مد نظر هستند.

هنگامی که تصویر اصلی بدون تخریب با کیفیت کامل، برای ارزیابی کیفیت تصاویر تخریب شده، در دسترس قرار دارد می‌توان از روش‌های ارزیابی کیفیت مرجع کامل (FR)^۶ برای این منظور استفاده نمود. دو معیار FR کلاسیک نسبت حد اکثر سیگنال به نویز (PSNR)^۷ و شاخص شباهت ساختاری (SSIM)^۸ [۹]. معمولاً جهت ارزیابی تصاویر SR مورد استفاده قرار می‌گیرند، هرچند به اندازه کافی با امتیازات چشمی همبستگی و همخوانی ندارند. در ادامه، معیارهایی پیشنهاد شدند که انطباق بیشتری با امتیازات چشمی انسان داشتند. در [۱۰] معیار SSIM چندمقیاسی (MS-SSIM)^۹ با اعمال SSIM روی چندین مقیاس مختلف از تصاویر بدست آمد. همچنین معیاری به نام SSIM وزندار با اطلاعات محتوا (IW-SSIM)^{۱۰} ارائه شد که بیشتر روی روش‌های تلفیق تمرکز داشت [۱۱]. معیار بسیار پرکاربرد صداقت اطلاعات دیداری (VIF)^{۱۱} نیز از اطلاعات متقابل بین تصویر اصلی و تصاویر تخریب شده جهت تولید امتیاز کیفیت بهره می‌برد [۱۲].

¹Super-Resolved Images

²Subjective Image Quality Assessment

³Mean Opinion Score

⁴Ground-truth

⁵Objective Image Quality Assessment

⁶Full-Reference

⁷Peak Signal to Noise Ratio

⁸Structural Similarity Index Measure

⁹Multi-Scale SSIM

¹⁰Information content Weighted SSIM

¹¹Visual Information Fidelity

¹²Reduced-Reference

¹³Blind

¹⁴No-Reference

¹⁵Sparse representation

ویژگی‌های حوزه DCT استفاده کرده است. در روش ارائه شده در [۳۱] یک شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)^۲ شامل دو لایه کانولوشن، دو لایه تلفیق، سه لایه کاملاً متصل و یک لایه رگرسیون با دریافت بلوک‌های تصاویر SR، امتیاز کیفیت آنها را بصورت NR پیش‌بینی می‌کند. روش دیگری موسوم به HVS-MaxPol با سنتز پاسخ سیستم بینایی انسان به عنوان ترکیبی خطی از فیلترهای مشتق شده پاسخ ضربه محدود برای تقویت اُفت اندازه فرکانس باند بالا در الگوی تصویربرداری طبیعی، یک روش ارزیابی تیزی^۳ برای تصاویر ارائه کرده است [۳۲]. در [۲۳] نیز با استفاده از سه نوع ویژگی آماری در حوزه مکان و فرکانس برای آموزش یک مدل رگرسیون دو مرحله‌ای، امتیاز کیفیت تصاویر SR تخمین زده می‌شود. یک روش یادگیری عمیق با دو جریان جداگانه، ویژگی‌های مرتبط با ساختار و توزیع بافت را استخراج می‌نماید که در لایه‌های رگرسیون بعدی تولید امتیاز می‌کنند [۳۳]. این روش، برای افزایش حجم داده‌های آموزشی از یک روش بُرش انطباقی استفاده کرده است که نتایج کلی کارایی را ارتقاء داده است.

بهترین روش‌های ارزیابی کیفیت تصویر، در مورد تصاویر SR به اندازه کافی خوب عمل نمی‌کنند. روش‌های ارزیابی خاص تصاویر SR که کارایی قابل قبولی دارند هم معمولاً مبتنی بر یادگیری عمیق هستند که نیاز به حجم بالایی از داده آموزشی دارد. ما در این مقاله سعی کردیم روند یادگیری غیرنظارتی ویژگی را که پیش از این در [۱۷] برای تصاویر استریو تخریب شده با انواع نویز و فشرده‌سازی، بکارگرفته بودیم، در مورد تصاویر فراتفکیک‌پذیر بهینه‌سازی نماییم. این روند با اعمال تفاوت‌هایی در روش یادگیری کتاب اتم، پارامترهای بهینه شده و روش تلفیق ویژگی، در این کاربرد خاص نیز بسیار موفق عمل کرده است. روش ارائه شده در این مقاله قادر است با حجم پایینی از داده بدون برچسب، مرحله یادگیری ویژگی از تصاویر خام را بصورت غیرنظارتی انجام داده و صرفاً با یک مدل رگرسیون ساده، نتایجی بهتر از روش‌های موجود تولید نماید.

۳ روش پیشنهادی

همانطور که در مقدمه نیز ذکر شد در این بخش با بکارگیری تلفیقی از بازنمایی تَنک بلوک‌های تصاویر فراتفکیک‌پذیر با استفاده از کتاب اتم‌های تصاویر وضوح بالا بعنوان بردار ویژگی، روشی را برای پیشگویی امتیاز کیفی این تصاویر ارائه می‌دهیم. این روش شامل دو مرحله است: ۱- یادگیری کتاب اتم‌ها (دیکشنری) و ۲- استخراج ویژگی و آموزش/آزمایش مدل. نمودار

طرح و سازمان کلی این مقاله به شرح ذیل است. در بخش ۲ بطور خلاصه کارهای انجام شده در زمینه ارزیابی کیفیت تصاویر SR بررسی می‌شوند. بخش ۳ روش پیشنهادی بطور بسیط ارائه خواهد شد. معرفی پایگاه‌های داده و معیارهای ارزیابی، آزمایشات و نتایج تجربی نیز در بخش ۴ بررسی و شرح داده خواهند شد. در نهایت بخش ۵ به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری از مباحث مطرح شده خواهد پرداخت.

۲ کارهای مرتبط

دو پایگاه داده اصلی شامل تصاویر SR مختلف که توسط الگوریتم‌های SR متعددی ساخته شده‌اند و امتیازات چشمی متناظر با آن‌ها در [۲۳] و [۲۴] در دسترس عموم قرار دارند. از میان معیارهای ارزیابی کیفیت بسیار محدودی که خاص تصاویر SR ارائه شده است، دو معیار FR و بقیه RR و NR هستند. یک روش FR در [۲۴] با در نظر گرفتن دو نوع تخریب بافتی و ساختاری حاصل از SR دو معیار شباهت جداگانه ارائه داده است که از این طریق میزان تارشدگی و شطرنجی‌شدگی را محاسبه نماید. این دو معیار سپس برای تولید امتیاز کیفیت کلی، با یکدیگر تلفیق می‌شوند. روش FR دیگر، مبتنی بر یادگیری عمیق بوده و با دریافت بلوک‌های نقشه اختلاف تصویر مرجع و تصویر SR از طریق سه بلوک باقیمانده که هر یک شامل دو لایه کانولوشنی هستند، در نهایت از طریق یک شبکه کاملاً متصل، بردارهای ویژگی برای هر بلوک را استخراج کرده و پس از تخمین امتیاز برای هر بلوک از میانگین آنها بعنوان امتیاز نهایی تصویر استفاده می‌کند [۲۵]. در [۲۶] پس از معرفی یک پایگاه داده و انجام مطالعات چشمی، با تجزیه و تحلیل ناهمسانی جهت‌گیری و پیچیدگی جهتی محلی، از تلفیق نقشه‌های شباهت همخوانی فاز و مقدار گرادیان بین تصویر مرجع و تصویر آزمایشی فراتفکیک‌پذیر، یک معیار FR ارائه شده است. یک روش افزایش تفکیک‌پذیری مبتنی بر شبکه‌های مولد متقابل (GAN)^۱ در [۲۷] نیز از معیار شباهت مقدار گرادیان در تابع اتلاف خود استفاده کرده است.

یک روش ارزیابی کیفیت RR با فرض در اختیار داشتن تصاویر LR در کنار تصاویر SR از میزان بهره‌آطلاعات و شباهت بافت بین دو تصویر برای محاسبه ارزیابی کیفیت تصاویر استفاده می‌کند [۲۸] روش دیگری با همین فرض، با برآزش مدل‌های گاوسی روی ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل موجک بلوک‌های دو تصویر و محاسبه فاصله پارامترهای برآزش، به تخمین کیفیت می‌پردازد [۲۹]. از روش‌های ارزیابی کیفیت NR میتوان روش مبتنی بر انتخاب ویژگی در [۳۰] را نام برد که از ویژگی‌های آمارگان تصاویر طبیعی مستخرج از حاصلضرب‌های جفتی مقادیر روشنایی نرمال شده با همسایگانشان و نیز

²Convolutional Neural Network

³Sharpness

¹Generative Adversarial Network

در روش پیشنهادی، یادگیری K-SVD کتاب اتم‌ها همانطور که در بالا شرح داده شد، مطابق با عبارت (۱) روی N بلوک محلی ناهموار با اندازه $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ پیکسل انجام شده است که بصورت تصادفی از مجموعه‌ای از تصاویر وضوح بالا انتخاب شده‌اند و بصورت ستونی $n \times 1$ درآمده‌اند تا مجموعه Y را بسازند. این مرحله در شکل ۱ به نمایش در آمده است.

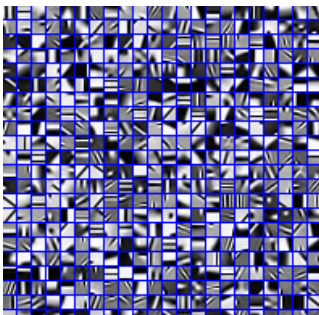
کتاب بدست آمده در مرحله بعد برای کد کردن بلوک‌های تصاویر فراتفکیک‌پذیر آموزشی و آزمایشی مورد استفاده قرار می‌گیرد تا بعنوان توصیفگرهای محلی بکار گرفته شوند. کتاب کد مورد استفاده در این مقاله که روی تصاویر مرجع پایگاه داده [۲۴QADS] یادگیری شده است، در شکل ۲ به نمایش درآمده است.

۲-۳ بازنمایی تَنک

فرض کنیم $Y = \{y_i \in \mathbb{R}^n\}_{i=1}^M$ مجموعه همه بلوک‌های غیرهمپوشان $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ ستونی شده از یک تصویر فراتفکیک‌پذیر باشد. حل مسئله کدگذاری تَنک زیر با استفاده از کتاب کد $D \in \mathbb{R}^{n \times K}$ برای بلوک y_i منجر به بردار بازنمایی تَنک $\hat{x}_i \in \mathbb{R}^K$ خواهد شد:

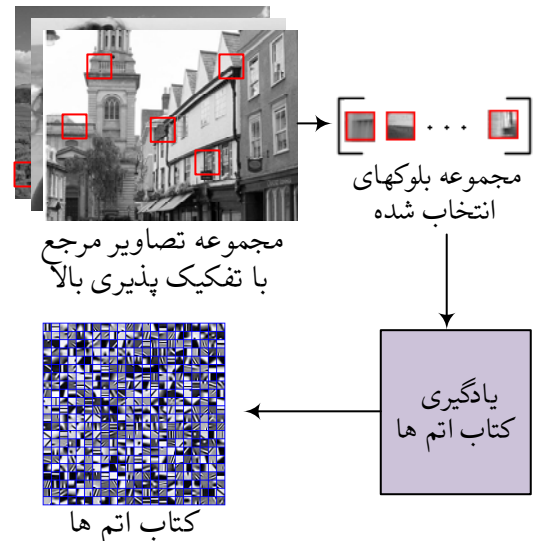
$$\hat{x}_i = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \|x\|_1 \text{ s.t. } \|y_i - Dx\|_2^2 \leq \lambda \quad (2)$$

که در آن λ پارامتر تنظیم تَنکی است. برای حل این مسئله از روش رگرسیون کمترین زاویه با تغییر لاسو (LARS)^۳ استفاده شده است [۳۵]. در روش ارائه شده در این مقاله مقدار λ برابر 0.15 قرار داده شده و حداکثر تعداد گام برای الگوریتم LARS بصورت یک پارامتر L نیز بعنوان شرط خاتمه جهت کنترل تعداد ضرایب تَنک در خروجی در نظر گرفته شده است. این الگوریتم، ماتریس ضرایب تَنک $X = \{\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_M\} \in \mathbb{R}^{K \times M}$ را که شامل بازنمایی همه M بلوک تصویر ورودی است برمی‌گرداند. این بردارهای ویژگی محلی در نهایت با یکدیگر تلفیق می‌شوند تا یک بازنمایی سراسری از تخریب‌های موجود در تصویر ارائه دهند.



شکل ۲ کتاب اتم‌های نمونه مورد استفاده در روش پیشنهادی یادگیری شده روی تصاویر مرجع

گردش کار این مراحل در شکل‌های ۱ و ۳ بصورت مجزا نمایش داده شده‌اند.



شکل ۱ نمودار گردش کار مرحله یادگیری کتاب اتم (دیکشنری) در روش پیشنهادی

۳-۱ یادگیری کتاب اتم‌ها

یادگیری کتاب اتم‌های تَنک روش ایده‌آلی برای کدگذاری ویژگی‌های محلی است. در واقع این شیوه برای ما این امکان را ایجاد کرده است که یک چارچوب کاری یادگیری ویژگی‌های غیرنظارتی از طریق ایجاد پایه‌های فوق کامل^۱ برای بازنمایی مؤثر داده فراهم نماییم. این نوع یادگیری با بهینه سازی اتم‌های کتاب برای بازنمایی داده‌های بدون برچسب ورودی انجام می‌شود.

الگوریتم یادگیری کتاب اتم K-SVD یک روش موفق در این زمینه است که در بسیاری از کاربردها مورد استفاده قرار گرفته است [۳۴]. این الگوریتم مجموعه‌ای از N نمونه آموزشی $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N] \in \mathbb{R}^{n \times N}$ و یک کتاب اتم اولیه $D_0 \in \mathbb{R}^{n \times K}$ با K اتم را بعنوان ورودی دریافت می‌کند. این کتاب اتم بصورت تکرار شونده به نحوی بهبود می‌یابد که بازنمایی تَنک $X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in \mathbb{R}^{K \times N}$ از Y با حل مسئله بهینه سازی زیر بدست آید:

$$\min_{D, X} \|Y - DX\|_F^2 \quad \text{s.t.} \quad \forall i \|x_i\|_0 \leq L \quad (1)$$

که در آن L حداکثر تعداد عناصر غیر صفر در هر کد تَنک است که به آن پارامتر تَنکی نیز می‌گویند. $\|\cdot\|_0$ و $\|\cdot\|_F$ نیز به ترتیب نماینده شیبه نُرم l_0 و نُرم فروبنیوس^۲ هستند. در هر تکرار یادگیری، همه نمونه‌ها در Y با استفاده از کتاب اتم همان مرحله کدگذاری تَنک می‌شوند تا ماتریس X بدست آید. سپس اتم‌های کتاب بر اساس این ماتریس بروزرسانی می‌شوند.

¹Over-complete

²Frobenius

³Least Angle Regression with Lasso modification

$$\hat{v}^B(j) = \text{MAX}_{i \in B}(|\hat{x}_i(j)|), \quad \forall j = 1, \dots, K \quad (3)$$

که $\hat{x}_i(j)$ - j -امین درایه از i -امین بازنمایی \hat{x} در مجموعه بردارهای ویژگی \mathbf{X} است و $\hat{v}^B(j)$ بیانگر j -امین درایه تلفیق شده از لاوک B است. بردار ویژگی نهایی \hat{v} شامل الحاق بردارها در همه لاوک‌های هرم خواهند بود که با تقسیم بر نرم l_2 شان بر اساس عبارت زیر نرمال شده‌اند:

$$\hat{v} = \left[\frac{\hat{v}^1}{\|\hat{v}^1\|_2 + \varepsilon}, \frac{\hat{v}^2}{\|\hat{v}^2\|_2 + \varepsilon}, \dots, \frac{\hat{v}^5}{\|\hat{v}^5\|_2 + \varepsilon} \right] \quad (4)$$

۳-۴ آموزش و تست مدل

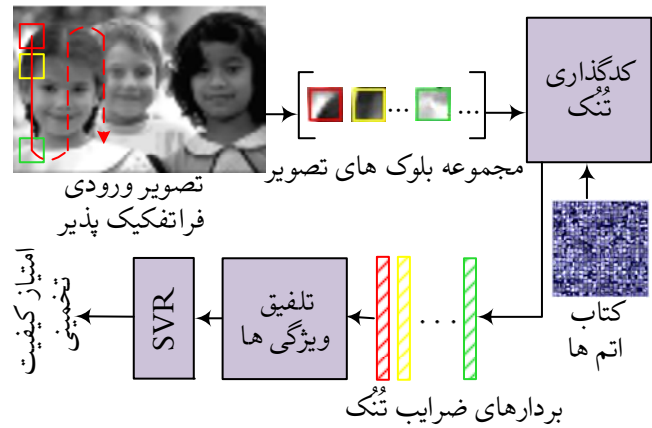
علاوه بر ویژگی‌های مناسب، روش ادغام ویژگی برای ساخت یک تخمین‌گر امتیاز کیفیت نیز از اهمیت بسزایی برخوردار است. ما در این روش پیشنهادی از رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) برای ایجاد ارتباط بین ویژگی‌های پیشنهادی و امتیازات کیفیت چشمی MOS استفاده نمودیم. اگر \hat{v}_i بردار ویژگی i -امین تصویر و t_i امتیاز MOS متناظر با آن باشد، روش $[37\varepsilon - \text{SVR}]$ تابع $f(\hat{v})$ را با حداکثر انحراف ε از t_i بصورت زیر تعریف می‌نماید:

$$f(\mathbf{v}) = \sum_i \alpha_i t_i \varphi(\hat{v}_i)^T \varphi(\hat{v}) + \delta \quad (5)$$

که در آن $\varphi(\hat{v})$ یک تابع غیرخطی از بردار ویژگی \hat{v} است و δ مقدار بایاس است. هدف یافتن δ و α به گونه‌ای است که خطا کمتر از ε شود. در مرحله آموزش، مجموعه آموزشی در اختیار سیستم SVR قرار می‌گیرد تا بهترین مقادیر δ و α بدست آید. سپس در مرحله تست، مدل آموزش دیده برای بردارهای مجموعه تست، امتیازات کیفیت محاسباتی را تخمین می‌زند. در روش پیشنهادی، از هسته تابع پایه شعاعی (RBF) برای رگرسیون با فرم $K(\hat{v}_i, \hat{v}) = \varphi(\hat{v}_i)^T \varphi(\hat{v}) = \exp(-\gamma \|\hat{v}_i - \hat{v}\|^2)$ برای هر دو نمونه \hat{v}_i و \hat{v} استفاده شده است که پارامتر γ کنترل کننده شعاع است و با اعتبارسنجی متقابل^۹ روی مجموعه آموزشی بدست می‌آید.

۴ آزمایشات و نتایج تجربی

در این بخش آزمایش‌ها و نتایج ارزیابی کارایی روش پیشنهادی روی دو پایگاه داده موجود با دسترسی عمومی شامل پایگاه داده [۲۳SR]، و [۲۴QADS] گزارش می‌شود و با دیگر روش‌های موجود مورد مقایسه قرار می‌گیرد. همچنین نتایج ارزیابی بین پایگاه داده‌ای که در آن، مدل ارائه شده روی یکی از دو مجموعه آموزش داده شده و روی مجموعه دیگر آزمایش می‌شود مورد بررسی قرار می‌گیرد. علاوه بر این، اثرات پارامترهای مختلف مدل



شکل ۳ نمودار گردش کار مرحله استخراج ویژگی و آزمایش مدل در روش پیشنهادی

۳-۳ تلفیق ویژگی

وقتی مسئله کدگذاری تنک برای همه بلوک‌های غیرهمپوشان یک تصویر فراتفکیک پذیر حل شد و برای هر بلوک یک بردار تنک مجزا بدست آمد، لازم است همه این بردارها به نحوی با یکدیگر جمع شود تا بازنمایی غنی‌تر و توصیفی سراسری از تخریب اعمال شده در تصویر حاصل گردد. برای این منظور روش‌های تلفیق ویژگی^۱ مختلفی شامل تلفیق بیشینه (Max)، تلفیق میانگین (AVG)، تلفیق تعداد عناصر غیرصفر (NNZ)^۲، تلفیق میانگین هرمی مکانی (SPA)^۳، تلفیق بیشینه هرمی مکانی (SPM)^۴ و تلفیق غیرصفر هرمی مکانی (SPNZ)^۵ [۳۶] روی مقادیر قدرمطلق ضرایب تنک مورد بررسی قرار گرفتند.

کارایی روش پیشنهادی با استفاده از همه روش‌های تلفیق فوق مورد بررسی قرار گرفت و از میان آنها با اینکه بهترین کارایی روی هر پایگاه داده توسط روش SPNZ حاصل شد اما برتری نتایج بین پایگاه داده‌ای روش تلفیق SPM نسبت به دیگر روش‌ها نشان داد. نتایج آزمایشات نشان دادند که این روش تلفیق، مقاومت و استقلال بیشتری را برای روش پیشنهادی در پی خواهد داشت. روش تلفیق هرمی مکانی [۳۶] یک بازنمایی سراسری از تصویر با خلاصه‌سازی توزیع ضرایب تنک در لاوک‌های^۶ یک هرم ارائه می‌دهد. در روش پیشنهادی، ما از یک هرم دو طبقه شامل ۱ و ۴ لاوک برای تلفیق SPM استفاده کردیم که در آن مقادیر بیشینه ویژگی‌های هر لاوک B بصورت مولفه‌ای روی همه کدهای تنک بلوک‌های آن لاوک بصورت زیر محاسبه می‌شوند:

¹Feature Pooling

²Number of Non-Zero pooling

³Spatial Pyramid Average pooling

⁴Spatial Pyramid Max pooling

⁵Spatial Pyramid Non-Zero pooling

⁶Bin

⁷Support Vector Regression

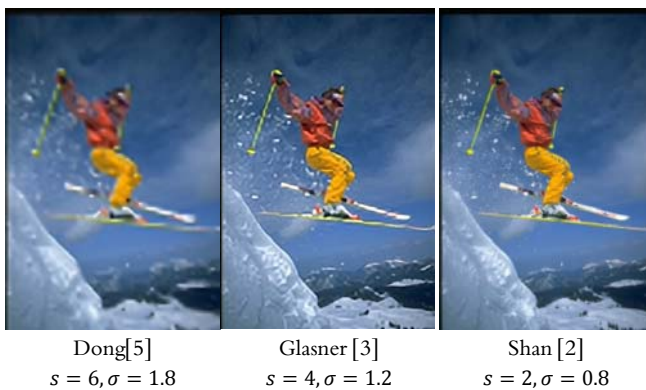
⁸Radial Basis Function

⁹Cross validation

مرتب‌سازی امتیازات مقایسه دودو، امتیاز هر تصویر محاسبه شده و پس از حذف داده‌های پرت و میانگین‌گیری بین همه بینندگان، امتیازات چشمی MOS در بازه ۰ تا ۱ نرمال‌سازی شده است [۲۴].

۲-۴ معیارهای ارزیابی

برای بررسی میزان کارایی روش ارزیابی کیفیت پیشنهادی، سه معیار بسیار پرکاربرد در این زمینه شامل ضریب همبستگی خطی پیرسون (PLCC)^۴، ضریب همبستگی رتبه اسپیرمن (SROCC)^۵، و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)^۶، اتخاذ شده است. معیارهای PLCC و RMSE میزان صحت پیشگویی را مشخص می‌کنند و معیار SROCC نیز جهت ارزیابی یکنواختی پیشگویی مورد استفاده قرار گرفته است. مقادیر بیشتر ضرایب همبستگی PLCC و SROCC و نیز میزان کمتر خطای RMSE بیانگر توافق و شباهت بیشتر نتایج پیشگویی شده با امتیازات چشمی انسان است.



شکل ۴ تصاویر فراتفکیک‌پذیر توسط چند الگوریتم افزایش تفکیک‌پذیری مختلف با پارامترهای متفاوت

در نتایج نهایی و نحوه انتخاب مقدار بهینه برای هر یک، در زیر بخش پایانی بحث خواهد شد.

۱-۴ پایگاه‌های داده مورد استفاده

در این مقاله دو مجموعه تصویر اصلی برای ارزیابی و مقایسه صحت پیشگویی روش پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته است.

- **پایگاه داده کیفی SR**: شامل ۱۶۲۰ تصویر فراتفکیک‌پذیر است که با استفاده از ۹ الگوریتم افزایش تفکیک‌پذیری از ۳۰ تصویر فراتفکیک‌پذیر بدست آمده است. این الگوریتم‌ها با انواع مختلف عوامل مقیاس‌گذاری s^1 ، و عرض هسته σ^2 برای تولید این تصاویر بکار گرفته شده‌اند. برای جمع‌آوری امتیازات ادراکی برای این تصاویر، هر بار به ترتیب تصادفی، ۹ تصویر SR بدست آمده از یک تصویر LR توسط الگوریتم‌های مختلف SR، روی صفحه نمایش با وضوح بالا به هر یک از ۵۰ بیننده نشان داده شده‌اند. از بینندگان خواسته شده تا نمرات ۰ تا ۱۰ را برای نشان دادن کیفیت هر تصویر بر اساس ترجیح خود ارائه دهند. جهت جلوگیری از افت دقت و توجه بینندگان، کل آزمون به ۳ بخش مساوی تقسیم شده تا افراد بتوانند پس از هر بخش استراحت کنند. برای هر تصویر ۵۰ امتیاز از ۵۰ بیننده بدست آمده که به جهت حذف مقادیر پرت^۳، میانگین ۴۰ امتیاز میانه از ۵۰ امتیاز موجود برای هر تصویر به عنوان میانگین نظرات (MOS) در نظر گرفته شده است که مقادیر بیشتر نمایانگر کیفیت بهتر از نظر بینندگان هستند [۲۳]. در شکل ۴ چند تصویر فراتفکیک‌پذیر توسط الگوریتم‌های مختلف در مراجع [۲-۷] و مقادیر متفاوت پارامترهای s و σ از این پایگاه تصویر به نمایش درآمده است.

- **پایگاه داده QADS**: حاوی ۲۰ تصویر مرجع و ۹۸۰ تصویر فراتفکیک‌پذیر است. سه مقیاس بزرگ‌نمایی ۲، ۳، و ۴ برابر، توسط ۲۱ الگوریتم افزایش تفکیک‌پذیری برای تولید تصاویر بکار گرفته شده است. تعداد ۱۰۰ بیننده با بینایی نرمال در این آزمایش چشمی شرکت کرده‌اند که در یک فضای بسته و بدون نور پس‌زمینه و با فاصله دوبرابر طول یک مانیتور ۲۳/۸ اینچی از آن نشسته‌اند. واسط طراحی شده برای این آزمایش هر بار دو تصویر SR را در بالا و تصویر HR مرجع را در پایین سمت راست نمایش می‌دهد. در پنجره پایین سمت چپ نیز این امکان را به بیننده می‌دهد که با فشردن کلیدهایی هر یک از سه تصویر اشاره شده را به کرات در یک مکان واحد مشاهده کند. در نهایت کاربر با انتخاب یکی از گزینه‌های '>'، '<' و 'یا'، یک یا هر دو تصویر را بعنوان ترجیح خود به لحاظ کیفی مشخص می‌کند. سپس با استفاده از یک الگوریتم

⁴Pearson Linear Correlation Coefficient

⁵Spearman Rank Order Correlation Coefficient

⁶Root Mean Square Error

¹Scaling factor

²kernel width

³outlier

جدول ۱ مقایسه میزان صحت ارزیابی کیفیت توسط روشهای مختلف روی مجموعه داده QADS

روش	FR						NR					
	SSIM	MS-SSIM	IW-SSIM	VIF	SIS	SFF	BRISQUE	HVS- [۳۲]MaxPol	CNN-IQA	DBCNN	DeepSRQ	پیشنهادی
	[۹]	[۱۰]	[۱۱]	[۱۲]	[۲۴]	[۲۰]	[۱۴]		[۱۵]	[۱۶]	[۳۳]	
PLCC	0.525	0.640	0.759	0.810	0.923	0.688	0.912	0.617	0.871	0.859	0.956	0.936
SROCC	0.529	0.717	0.820	0.815	0.923	0.765	0.914	0.616	0.867	0.871	0.953	0.936
RMSE	0.328	0.501	0.483	0.226	0.106	0.524	0.113	0.216	0.128	0.151	0.077	0.103

جدول ۲ مقایسه میزان صحت ارزیابی کیفیت توسط روشهای مختلف روی مجموعه داده SR

روش	FR						NR					
	SSIM	MS-SSIM	IW-SSIM	VIF	SIS	SFF	BRISQUE	HVS- [۳۲]MaxPol	CNN-IQA	CNNSR	DeepSRQ	پیشنهادی
	[۹]	[۱۰]	[۱۱]	[۱۲]	[۲۴]	[۲۰]	[۱۴]		[۱۵]	[۳۱]	[۳۳]	
PLCC	0.635	0.740	0.807	0.826	0.902	0.766	0.897	0.671	0.840	0.915	0.927	0.949
SROCC	0.625	0.795	0.858	0.831	0.887	0.832	0.876	0.642	0.798	0.839	0.920	0.940
RMSE	4.758	4.590	4.623	5.138	2.531	5.07	1.065	1.783	1.312	1.253	0.904	0.766

۲ به ترتیب روی پایگاه داده QADS و SR با دیگر روشها مقایسه شده است. روشهای مورد مقایسه شامل مواردی است که نتایج کارایی آنها روی این دو مجموعه در دسترس بوده است. دیگر روشها نتایج خود را روی پایگاههای دادههایی که برای ما قابل دسترس نبوده اعلام کردهاند و متن کدی از آنها نیز در اختیار قرار ندارد که بتوان روی مجموعههای داده مورد استفاده آزمایش و صحتسنجی نمود. جهت مقایسه بهتر، نتیجه برتر در هرستون بصورت پررنگ نمایش داده شده است. چنانکه مشاهده می شود، روش پیشنهادی از همه روشهای ارزیابی کیفیت FR روی هر دو پایگاه داده نتایج بهتری را ارائه داده است. مطابق جدول ۱ نتایج کارایی این روش روی پایگاه داده QADS نسبت به همه روشها بجز یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق برتری داشته است. همچنین روش پیشنهادی توانسته است روی پایگاه داده کیفی SR عملکرد بهتری نسبت به سایر روشهای مورد مقایسه به دست دهد. با توجه به اینکه نتایج روش پیشنهادی ما با روشهای یادگیری عمیق برابری می کند و فاز یادگیری این روش نسبت به روشهای عمیق ساده تر و سبک تر است و همچنین به حجم بالای داده نیاز ندارد، برای بکارگیری در سیستمهای ارزیابی کیفیت مناسبتر به نظر می رسد.

۴-۵ اعتبارسنجی بین پایگاه دادهای

برای سنجش قابلیت تعمیم روش و استقلال آن از مجموعه دادهای خاص، اعتبارسنجی بین پایگاه دادهای یکی از مهم ترین معیارها برای الگوریتمهای مبتنی بر یادگیری است. بدین منظور در ابتدا به دلیل تفاوت دو پایگاه داده در بازه امتیازات چشمی، این بازه را برای هر یک از دو پایگاه داده QADS و SR در محدوده ۰ تا ۱ نرمال سازی کرده و سپس هر بار مدل رگرسیون را روی یکی از دو پایگاه داده آموزش داده و روی دیگری آزمایش کردیم. با اینکه نوع الگوریتمهای افزایش تفکیک پذیری، مقیاسهای بکار رفته و نیز توزیع امتیازات دو پایگاه داده کاملاً متفاوت است اما نتایج ارائه

۴-۳ روش آزمایش

در مورد هر دو فاز یادگیری کتاب اتمها و آموزش/آزمایش مدل رگرسیون، بلوکهای 8×8 از تصاویر مورد استفاده قرار گرفته اند. در ابتدا یک کتاب اتم روی $150,000$ بلوک که بصورت تصادفی از 20 تصویر مرجع پایگاه داده QADS انتخاب شدند بر اساس مسئله بهینه سازی در رابطه (۱) یادگیری شد.

در مرحله آموزش/آزمایش، بلوکهای ناهمپوشان از تصاویر فراتفکیک پذیر نمونه برداری شده و توسط کتاب اتمها بر اساس رابطه (۲) بازنمایی می شوند. در این رابطه مقادیر پارامتر L و پارامتر تنظیم λ به ترتیب برابر 7 و 0.15 قرار داده شده اند. بردارهای محلی L پس از تلفیق بر مبنای رابطه (۳) جهت آموزش و آزمایش مدل رگرسیون مورد استفاده قرار می گیرند. مطابق اکثریت روشهای مبتنی بر یادگیری، ما 80% از تصاویر هر یک از پایگاههای داده QADS و SR را که بصورت تصادفی انتخاب شده اند به عنوان مجموعه آموزشی در نظر گرفته و 20% باقیمانده را جهت انجام آزمایش مورد استفاده قرار می دهیم. این روند آموزش/آزمایش به تعداد 1000 بار روی هر یک از پایگاههای داده بصورت جداگانه تکرار می شود تا برای هر یک از معیارهای کارایی 1000 مقدار مختلف بدست آید. میانه این مقادیر برای هر معیار و روی هر پایگاه داده، بعنوان نتیجه نهایی کارایی روش روی آن پایگاه تصویر بر مبنای معیار مورد نظر گزارش می شود [۳۳]. در مورد آزمایشهای بین پایگاه دادهای، هر بار مدل روی یکی از پایگاههای داده، آموزش داده شده و آزمایش نیز روی مجموعه تصاویر پایگاه داده دیگر انجام می گردد. سپس مقادیر بدست آمده برای هر یک از سه معیار کارایی روی پایگاه داده آزمایش، اعلام می گردد.

۴-۴ ارزیابی کارایی

برای ارزیابی کارایی روش پیشنهاد شده، در این قسمت، نتایج بدست آمده بر مبنای معیارهای معرفی شده در جدول ۱ و جدول

تعداد اتم‌های کتاب اتم‌ها در کاربردهای مختلف بر اساس ارزیابی تجربی تعیین می‌شود. رابطه مستقیمی بین اندازه کتاب اتم‌ها، طول بردار ویژگی و متعاقباً زمان تخمین وجود دارد. بنابراین ما چندین کتاب اتم با اندازه‌های مختلف یادگیری کرده و آزمایشات قبلی را با هر یک تکرار کردیم تا بتوانیم کوچکترین اندازه برای کتاب اتم‌ها را که بهترین صحت پیشگویی را رقم می‌زند تعیین نماییم. بدین منظور، نمودار مقادیر SROCC بین امتیازات چشمی و امتیازات پیشگویی شده روی هر پایگاه داده برای اندازه‌های مختلف کتاب اتم‌ها در شکل ۵ ترسیم گردیده است. می‌توان مشاهده نمود که در صورتی که اندازه کتاب اتم‌ها به بیش از ۵۰۰ افزایش یابد، کارایی روش پیشنهادی نه تنها ارتقاء محسوسی ندارد بلکه اندکی نیز با کاهش همراه است.

اندازه بلوک

برای بررسی اثر فاصله نمونه‌برداری محلی بر کارایی مدل، چهار اندازه بلوک 4×4 ، 8×8 ، 16×16 ، و 20×20 در هر دو فاز یادگیری کتاب اتم‌ها و بازنمایی تُنک مورد آزمایش قرار گرفتند. در شکل ۶ مقادیر میانه SROCC متناظر با اندازه‌های بلوک مختلف روی هر دو مجموعه داده بصورت نمودار نشان داده شده‌اند.

چنانکه مشاهده می‌شود، اندازه بلوک 8×8 بهترین مقادیر همبستگی با امتیازات چشمی را در روش پیشنهادی حاصل می‌نماید.

سهم داده آموزشی

همانطور که اشاره شد در هر یک از ۱۰۰۰ تکرار روند آموزش/آزمایش از روش پیشنهادی، دو بخش غیرهمپوشان از پایگاه داده مورد نظر جهت آموزش و آزمایش مورد استفاده قرار می‌گیرند. میزان تأثیر سهم داده آموزشی از هر یک از پایگاه داده در نتایج نهایی روش برحسب SROCC در شکل ۷ مورد بررسی قرار گرفته است. مشاهده می‌شود که هرچه بخش بزرگ‌تری از هر مجموعه داده به آموزش مدل اختصاص داده شود میزان همبستگی امتیازات پیش‌بینی شده مجموعه آزمایشی با امتیازات چشمی آن‌ها بیشتر خواهد بود. با این حال به دلیل اینکه همه روش‌های مبتنی بر یادگیری در این حوزه نسبت ۸۰٪-۲۰٪ را برای مجموعه آموزشی و آزمایشی در نظر می‌گیرند، در این مقاله این نسبت برای مقایسه عادلانه با دیگر روش‌ها مورد استفاده قرار گرفته است.

شده در جدول ۳ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از قابلیت تعمیم بالایی برخوردار است.

جدول ۳ نتایج اعتبارسنجی بین پایگاه داده‌ای توسط روش پیشنهادی

آزمایش/آموزش	PLCC	SROCC	RMSE
QADS/SR	0.767	0.719	0.236
SR/QADS	0.739	0.747	0.201

۴-۶ بررسی اثر پارامترهای مدل

پارامترهای مختلفی در میزان کارایی روش پیشنهاد شده در این مقاله تأثیرگذار هستند که شامل اندازه کتاب اتم‌ها، اندازه بلوک، نوع روش تلفیق ویژگی و سهم داده آموزشی استفاده شده هستند. اثر این پارامترها در این بخش مورد بررسی قرار گرفته است.

انواع روش‌های تلفیق

شش استراتژی مختلف تلفیق بردارهای ضرایب تُنک مورد آزمایش قرار گرفتند که شامل تلفیق بیشینه (MAX)، میانگین (AVG)، تعداد ضرایب غیر صفر (NNZ)، و تلفیق‌های هرمی مکانی متناظر با آن‌ها SPM، SPA، و SPNZ هستند. نتایج میزان صحت پیشگویی روش بر حسب سه معیار PLCC، SROCC، و RMSE در جدول ۴ مشاهده می‌شود. این جدول شامل پنج ستون اصلی است. در دو ستون اول نتایج هر یک از روش‌های تلفیق روی هر پایگاه داده و در دو ستون دوم نتایج بین پایگاه داده‌ای به نمایش درآمده است. چنانکه مشاهده می‌شود هنگامیکه مدل روی بخشی از هر پایگاه داده آموزش می‌بیند و روی بخش دیگر آزمایش می‌شود، روش تلفیق SPNZ کارایی بیشتری نصیب روش پیشنهادی می‌کند این درحالی است که در آزمایشات بین پایگاه داده‌ای نمی‌تواند عملکرد ایده‌آلی داشته باشد. در ستون پنجم جدول ۴ میانگین کارایی در هر یک از چهار ستون قبل درج شده است تا بر اساس آن بتوان روشی را بعنوان روش تلفیق نهایی انتخاب کرد که در هر چهار آزمایش عملکرد نسبتاً خوبی ارائه کرده است. مشاهده می‌شود که روش SPM نه تنها بهترین نتایج بین پایگاه داده‌ای را ارائه کرده است بلکه روی هر مجموعه داده نیز کارایی مناسبی دارد. لذا به نظر می‌رسد SPM مقاومت بهتری نسبت به تغییر توزیع امتیازات و ویژگی‌های ذاتی تصاویر داشته و می‌توان از آن با اطمینان بیشتری استفاده نمود. اندازه کتاب اتم‌ها

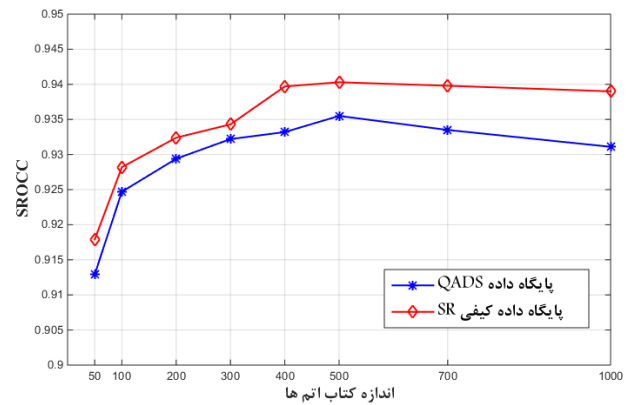
جدول ۴ کارایی روش پیشنهادی با استفاده از روش‌های مختلف تلفیق ویژگی برحسب سه معیار PLCC، SROCC، و RMSE

آزمایش/آموزش	QADS/QADS			SR/SR			QADS/SR			SR/QADS			میانگین		
	PLCC	SROCC	RMSE	PLCC	SROCC	RMSE	PLCC	SROCC	RMSE	PLCC	SROCC	RMSE	PLCC	SROCC	RMSE
روش تلفیق															
Max	0.929	0.928	0.107	0.938	0.928	0.834	0.766	0.705	0.221	0.739	0.747	0.204	0.843	0.827	0.342
AVG	0.935	0.937	0.097	0.956	0.952	0.709	0.661	0.592	0.289	0.623	0.608	0.250	0.794	0.772	0.336
NNZ	0.938	0.938	0.097	0.958	0.953	0.691	0.634	0.532	0.266	0.582	0.600	0.258	0.778	0.756	0.328
SPM	0.936	0.936	0.103	0.949	0.940	0.765	0.767	0.719	0.236	0.754	0.767	0.201	0.852	0.841	0.326
SPA	0.937	0.941	0.097	0.958	0.955	0.690	0.636	0.594	0.307	0.585	0.575	0.244	0.779	0.766	0.335
SPNZ	0.939	0.941	0.095	0.966	0.961	0.621	0.665	0.589	0.271	0.672	0.685	0.233	0.811	0.794	0.305

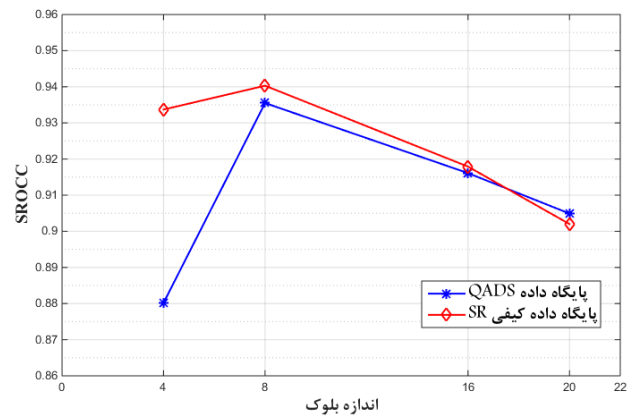
استفاده از بلوک‌هایی که بطور تصادفی از تصاویر وضوح بالا انتخاب شده‌اند، پایه‌های فوق کاملی می‌سازد. بازنمایی‌های تنگ بلوک‌های هر تصویر فراتفکیک‌پذیر بر اساس این کتاب، می‌توانند بعنوان بردارهای ویژگی محلی برای کیفیت آن بلوک‌ها مورد استفاده قرار گیرند. ما از تلفیق پیشینه هرمی این بردارها، برداری سراسری برای هر تصویر ساخته و از مجموعه آن‌ها برای آموزش یک مدل رگرسیون جهت پیشگویی کیفیت تصاویر آزمایشی استفاده می‌کنیم.

مراجع

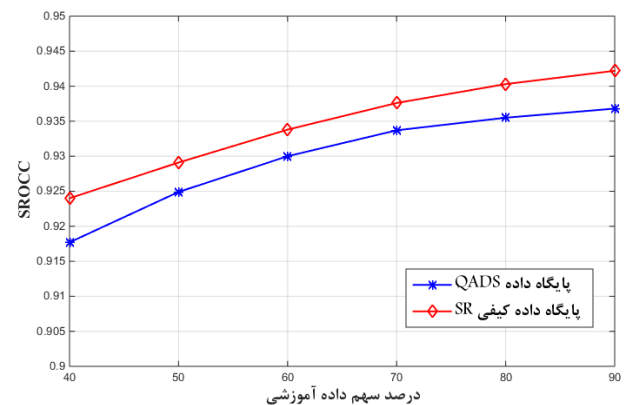
- [1] S.C. Park, M.K. Park, and M.G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: a technical overview," *IEEE signal processing magazine*, vol. 20, no. 3, pp.21-36, 2003.
- [2] Q. Shan, Z. Li, J. Jia, and C.K. Tang, "Fast image/video upsampling," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, vol. 27, no. 5, pp.1-7, 2008.
- [3] D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani, "Super-resolution from a single image," *In 2009 IEEE 12th international conference on computer vision*, pp. 349-356, 2009.
- [4] J. Yang, J. Wright, T.S. Huang, and Y. Ma, "Image super-resolution via sparse representation," *IEEE transactions on image processing*, vol. 19, no. 11, pp.2861-2873, 2010.
- [5] W. Dong, L. Zhang, G. Shi, and X. Wu, "Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 20, no. 7, pp.1838-1857, 2011.
- [6] C.Y. Yang, and M.H. Yang, "Fast direct super-resolution by simple functions," *In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 561-568, 2013.
- [7] R. Timofte, V. De Smet, and L. Van Gool, "Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution," *In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 1920-1927, 2013.
- [8] S. Baker, and T. Kanade, "Limits on super-resolution and how to break them," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 9, pp.1167-1183, 2002.
- [9] Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, E.P. and Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 13, no. 4, pp.600-612, 2004.
- [10] Z. Wang, E.P. Simoncelli, and A.C. Bovik, "Multiscale structural similarity for image quality assessment," *In The Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers*, vol. 2, pp. 1398-1402, 2003.
- [11] Z. Wang, and Q. Li, "Information content weighting for perceptual image quality assessment," *IEEE Transactions*



شکل ۵ صحت روش پیشنهادی بر حسب SROCC متناظر با اندازه‌های مختلف کتاب اتم‌ها



شکل ۶ صحت روش پیشنهادی بر حسب SROCC متناظر با اندازه‌های مختلف بلوک



شکل ۷ صحت روش پیشنهادی بر حسب SROCC متناظر با درصدهای متفاوت سهم داده آموزشی از هر پایگاه داده

۵ نتیجه گیری

الگوریتم‌های افزایش تفکیک‌پذیری بسیاری برای بازسازی تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا از تصاویر ورودی با تفکیک‌پذیری پایین‌تر ارائه شده‌اند اما روش‌های ارزیابی کیفیت معمول، قادر نیستند کیفیت این تصاویر را به اندازه کافی نزدیک به امتیازات ادراکی انسان، پیشگویی کنند. در این مقاله ما یک روش ارزیابی کیفیت برای تصاویر فراتفکیک‌پذیر ارائه کردیم که بدون نیاز به تصویر مرجع قادر است امتیازات کیفیت را تا ۹۵٪ نزدیک به امتیازات چشمی تخمین بزند. این روش با یادگیری یک کتاب اتم‌ها با

- method," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 28, no. 7, pp.3528–3541, 2019.
- [25] B. Yan, B. Bare, C. Ma, K. Li, and W. Tan, "Deep objective quality assessment driven single image super-resolution," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 21, no. 11, pp. 2957–2971, 2019.
- [26] W. Wan, J. Wu, G. Shi, Y. Li, and W. Dong, "Super-resolution quality assessment: Subjective evaluation database and quality index based on perceptual structure measurement," *In 2018 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, pp. 1–6, 2018.
- [27] X. Zhu, L. Zhang, L. Zhang, X. Liu, Y. Shen, and S. Zhao, "Generative adversarial network-based image super-resolution with a novel quality loss." *In 2019 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, pp. 1–2, 2019.
- [28] L. Tang, K. Sun, L. Liu, G. Wang, and Y. Liu, "A reduced-reference quality assessment metric for super-resolution reconstructed images with information gain and texture similarity," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 79, pp.32–39, 2019.
- [29] Q. Hu, Y. Sheng, L. Yang, Q. Li, and L. Chai, L., "Reduced-Reference Image Quality Assessment for Single-Image Super-Resolution Based on Wavelet Domain," *In 2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, pp. 2067–2071, 2019.
- [30] J. Beron, H.D. Benitez-Restrepo, and A.C. Bovik, "Blind Image Quality Assessment for Super Resolution via Optimal Feature Selection," *IEEE Access*, vol. 8, pp.143201–143218, 2020.
- [31] Y. Fang, C. Zhang, W. Yang, J. Liu, J. and Z. Guo, "Blind visual quality assessment for image super-resolution by convolutional neural network," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 77, no. 22, pp.29829–29846, 2018.
- [32] M.S. Hosseini, Y. Zhang, and K.N. Plataniotis, "Encoding visual sensitivity by maxpool convolution filters for image sharpness assessment," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 28, no. 9, pp.4510–4525, 2019.
- [33] W. Zhou, Q. Jiang, Y. Wang, Z. Chen, and W. Li, "Blind quality assessment for image super-resolution using deep two-stream convolutional networks," *Information Sciences*, 2020.
- [34] M. Aharon, M. Elad, and A. Bruckstein, "K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation," *IEEE Trans. signal process.* vol. 54, no. 11, pp.4311–4322, 2006.
- [35] B. Efron, T. Hastie, I. Johnstone, and R. Tibshirani, "Least angle regression," *Ann. Stat.*, vol. 32, no. 2, pp. 407–499, 2004.
- [36] S. Lazebnik, C. Schmid, and J. Ponce, "Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories," *in IEEE Comput. Society on image processing*, vol. 20, no. 5, pp.1185–1198, 2010.
- [12] H.R. Sheikh, and A.C. Bovik, "Image information and visual quality," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 15, no. 2, pp.430–444, 2006.
- [13] P. Ye, D. Doermann, "No-reference image quality assessment based on visual codebook," *In 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2011)*, pp. 3089–3092, 2011.
- [14] A. Mittal, A.K. Moorthy, A.C. Bovik, "No-reference image quality assessment in the spatial domain," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, pp. 4695–4708, 2012.
- [15] L. Kang, P. Ye, Y. Li, and D. Doermann, "Convolutional neural networks for no-reference image quality assessment," *In the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 1733–1740, 2014.
- [16] W. Zhang, K. Ma, J. Yan, D. Deng, and Z. Wang, "Blind image quality assessment using a deep bilinear convolutional neural network," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018.
- [17] M. Karimi, M. Nejati, S.R. Soroushmehr, S. Samavi, N. Karimi, and K. Najarian, K., "Blind stereo quality assessment based on learned features from binocular combined images," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 19, no. 11, pp.2475–2489, 2017.
- [18] G. Wang, L. Li, Q. Li, K. Gu, Z. Lu, and J. Qian, "Perceptual evaluation of single-image super-resolution reconstruction," *In 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 3145–3149, 2017.
- [19] X. Zhang, S. Wang, K. Gu, T. Jiang, S. Ma, W. Gao, "Sparse structural similarity for objective image quality assessment," *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 1561–1566, 2015.
- [20] H. Chang, H. Yang, Y. Gan and M. Wang, "Sparse Feature Fidelity for Perceptual Image Quality Assessment," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22, no. 10, pp. 4007–4018, 2013.
- [21] L. Li, H. Cai, Y. Zhang, W. Lin, A. C. Kot and X. Sun, "Sparse Representation-Based Image Quality Index with Adaptive Sub-Dictionaries," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 25, no. 8, pp. 3775–3786, 2016.
- [22] Y. Liu, G. Zhai, K. Gu, X. Liu, D. Zhao, W. Gao, "Reduced-reference image quality assessment in free-energy principle and sparse representation," *IEEE Transactions on Multimedia (T-MM)*, vol. 20, no. 2, pp. 379–391, 2018.
- [23] C. Ma, C.Y. Yang, X. Yang, and M.H. Yang, M.H., "Learning a no-reference quality metric for single-image super-resolution," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 158, pp.1–16, 2017.
- [24] F. Zhou, R. Yao, B. Liu, and G. Qiu, "Visual quality assessment for super-resolved images: database and

Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 2169–2178, 2006.

- [37] L. Ma, W. Lin, C. Deng, and K. N. Ngan, "Image retargeting quality assessment: A study of subjective scores and objective metrics," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 6, no. 6, pp. 626–639, 2012.



مریم کریمی دانش آموخته دکتری مهندسی کامپیوتر از دانشگاه صنعتی اصفهان در سال ۱۳۹۶ است. همچنین مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۵ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر و ۱۳۸۸ از دانشگاه صنعتی شریف اخذ نموده است. او اکنون استادیار گروه علوم کامپیوتر دانشگاه شهرکرد است. علاقمندی‌های تحقیقاتی ایشان شامل پردازش تصویر، ارزیابی کیفیت ادراکی تصویر و ویدئو و بینایی ماشین است.



منصور نجاتی دانش آموخته برتر کارشناسی مهندسی برق الکترونیک از دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد است. همچنین مدارک کارشناسی ارشد و دکتری در رشته مهندسی برق را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۹۵ از دانشگاه صنعتی اصفهان اخذ نموده است. علاقه‌مندی‌های تحقیقاتی ایشان شامل پردازش تصویر، بازنمایی تنک و بینایی ماشین است.