



# ارزیابی کیفیت تصاویر بدون مرجع ناآگاه از خرابی با استفاده از ویژگی‌های آماری

مأنده دریانورد چونچنانی<sup>۱</sup> و اسدالله شاه‌بهرامی<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup>گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی لاهیجان، لاهیجان، گیلان

<sup>۲</sup>گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی دانشگاه گیلان، رشت، گیلان

## چکیده

ارزیابی کیفیت تصاویر بدون مرجع ناآگاه از خرابی، یکی از چالش‌های موجود در زمینه پردازش تصاویر دیجیتال است، چون در این زمینه هیچ تصویر مرجع، نوع خرابی، نمرات و امتیازدهی ناظر انسانی برای کمک و یادگیری در ارزیابی موجود نیست؛ درحالی‌که در برنامه‌های مختلف مانند تصویربرداری کاربرد دارد. هدف این مقاله استفاده از خواص و ویژگی آماری موجود در تصاویر و مدل‌سازی آن با مدل توزیع q-Gaussian، به منظور ارزیابی کیفیت تصویر است. توزیع q-Gaussian یکی از گزینه‌هایی است که مرزهای تصمیم‌گیری انعطاف‌پذیری با اشکال مختلف گوسی ایجاد می‌کند که قابلیت تعمیم‌پذیری بیشتری در ناهنجاری‌ها به نسبت توزیع‌های دیگر داشته و همچنین برای مدل‌کردن خواص آماری تصویر، عملکرد بهتری در ارزیابی کیفیت بدون مرجع دارد.

واژگان کلیدی: ارزیابی کیفیت تصویر، ارزیابی بدون مرجع، ارزیابی ناآگاه از خرابی، توزیع q-Gaussian

## Non-distortion-specific no-reference Image Quality Assessment using Statistical Features

Maedeh Daryanavard Chonchenani<sup>1</sup> & Asadollah Shahbahrami<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Computer Engineering, Engineering Faculty,  
Islamic Azad University, Lahijan, Iran

<sup>2</sup>Department of Computer Engineering, Engineering Faculty,  
University of Guilan, Rasht, Iran

### Abstract

Objective Image Quality Assessment (IQA) algorithms are divided into three categories according to the availability of the reference image and the amount of information available in the assessment, namely, algorithms with Full Reference (FR), Reduced Reference (RR), and No Reference (NR). If the original high-quality image exists in the evaluation algorithm at the same time to compare with the test image, and both images are identical in content, the evaluation is called FR assessment. If only a few features extracted from the high-quality image are used to compare with the test image, it is called RR assessment. In NR assessment algorithms, there is no feature or reference image to compare with the test image. Algorithms in NR are divided into two subcategories, Distortion-Specific (DS) and Non-Distortion-Specific (NDS). In first one, algorithms predict the quality of an image by knowing the type of distortion which is effective when distortion information or type is available. However, information about the type of distortion is not available in most applications which limits the use of these algorithms. The NDS algorithms can be applied to different types of distortion and are designed to be all-purpose. The NDS algorithms are divided into two subcategories namely, Opinion Aware (OA) and Opinion Unaware (OU). In the OA model, the images are evaluated and scored by the human factor, and each image with its corresponding human score is mapped by the learning system, while the OU model does not have the score of a human observer and is evaluated completely blind.

The proposed algorithm in this paper is for NR model and NDS and opinion unaware. Image quality is well correlated with features of local structure, contrast, and color. By modeling, these

\* Corresponding author

\* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

features with distributions such as Gaussian or Gaussian families can be used to detect image degradation. The proposed method consists of two stages of training and testing. Five NSS features that are actually extracted from the MSCN coefficient. The q-Gaussian distribution model is used for image distribution. The q-Gaussian distribution is one of the options that create flexible decision boundaries with different Gaussian shapes that are more generalizable in anomalies than other distributions. The learning phase is performed only once to extract the features of images and to be considered as a model in the system to compare with the images that are to be entered as test images.

To evaluate the performance, the proposed method is compared with IL-NIQE which is similar to the proposed method in terms of behavioral mechanism and it uses natural scene statistics. Performance metrics such as PLCC, KROCC, RMSE, SROCC and some datasets, LIVE, CSIQ, and TID2013 have been used for evaluation. The proposed method performs better than the compared technique. The proposed method can show better performance due to the adjustable parameter of q.

**Keywords:** Image quality assessment, No-reference assessment, Non-distortion-specific assessment, q-Gaussian distribution

## ۱- مقدمه

کیفیت تصویر، معیاری است که به وسیله دستگاه بینایی انسان به صورت کیفی با توجه به مسائل زیبایی شناسی و هنری در نظر گرفته می شود. پژوهشگران همیشه دنبال کمی کردن<sup>۱</sup> کیفیت تصویر یا به عبارتی ارزیابی کیفیت تصویر<sup>۲</sup> (IQA) هستند [1-7]. ارزیابی کیفیت تصویر می تواند توسط ناظر انسانی صورت پذیرد که به این نوع سنجش ادراکی کیفیت تصویر<sup>۳</sup> گفته می شود، که به طور کلی به دلیل دشواری و زمان بردن و همچنین پرهزینه بودن، غیر عملی است؛ از این رو الگوریتم های سنجش کیفیت تصاویر به صورت عینی<sup>۴</sup> به وجود آمدند. این الگوریتم ها با توجه به در دسترس بودن تصویر مرجع و حجم اطلاعات موجود در ارزیابی به سه دسته تقسیم می شوند: الگوریتم های با مرجع کامل<sup>۵</sup> (FR)، مرجع کاهش یافته<sup>۶</sup> (RR) و بدون مرجع<sup>۷</sup> (NR) یا کور<sup>۸</sup>. چنانچه تصویر اولیه با کیفیت، به طور هم زمان برای مقایسه با تصویر آزمون، در الگوریتم ارزیابی وجود داشته باشد و هر دو تصویر از لحاظ محتوا یکسان باشند، ارزیابی با مرجع کامل نامیده می شود. چنانچه فقط تعدادی ویژگی استخراج شده از تصویر با کیفیت برای مقایسه با تصویر آزمون استفاده شود، ارزیابی با مرجع کاهش یافته نامیده می شود. در الگوریتم های ارزیابی بدون مرجع هیچ نوع ویژگی یا تصویر مرجعی برای مقایسه با تصویر آزمون وجود ندارد [8]. در حقیقت معیارهای ارزیابی کیفیت بدون مرجع، الگوریتم های محاسباتی هستند که کیفیت تصویر را بدون اطلاعات اولیه و به طور خودکار برآورد می کنند. روش های موجود در این دسته را می توان به دو زیردسته آگاه از خرابی یا

روش های خرابی خاص<sup>۹</sup> (DS) و ناآگاه از خرابی یا مستقل از خرابی خاص<sup>۱۰</sup> (NDS) تقسیم کرد. الگوریتم های DS-NRIQA با آگاهی به نوع تحریف، کیفیت یک تصویر را پیش بینی می کنند. معیارهای خرابی خاص هنگامی مؤثر هستند که اطلاعات تحریف یا نوع آن در دسترس باشد. این الگوریتم ها می توانند یک یا چند تحریف در یک تصویر مانند تاری<sup>۱۱</sup>، بلوکی شدن<sup>۱۲</sup>، حلقوی شدن<sup>۱۳</sup> و نوفه را اندازه گیری کنند؛ درواقع الگوریتم های DS-NRIQA الگوریتم هایی با کاربرد خاص<sup>۱۴</sup> هستند. با این حال به دلیل اینکه اطلاعات در مورد نوع اعوجاج در بیش تر برنامه های کاربردی در دسترس نیست و یا دامنه خرابی ها از روش هایی که وجود دارند، بیشتر است، کاربرد این الگوریتم ها را محدود می کند [9]. الگوریتم های ناآگاه از خرابی بر روی خرابی خاصی متمرکز نمی شوند و می توانند بر روی انواع مختلف اعوجاج اعمال شوند و وظیفه پیچیده تری نسبت به دسته قبل دارند؛ زیرا اطلاعاتی در مورد نوع اعوجاج در دسترس نداشته و با توجه به تصویر تخریب شده و اطلاعات موجود در آن ارزیابی را انجام می دهند.

تکنیک های مختلفی در حوزه الگوریتم های ناآگاه از خرابی ارائه شده که اغلب از نمرات ناظر انسانی در مرحله یادگیری شبکه عصبی استفاده می کنند، این الگوریتم ها مشکلاتی دارند؛ زیرا در یک بانک تصویر خاص آموزش می بینند و این امر تعمیم پذیری آن ها را کاهش می دهد. البته ارائه معیاری که کیفیت تصویر دیجیتال را بدون مداخله انسان محاسبه کند، یکی از چالش های موجود در زمینه ارزیابی کیفیت تصویر است که هنوز به طور کامل حل نشده است.

<sup>9</sup> Distortion-Specific (DS)

<sup>10</sup> Non-Distortion-Specific (NDS)

<sup>11</sup> Blur

<sup>12</sup> Blocking

<sup>13</sup> Ringing

<sup>14</sup> Application-Specific

<sup>1</sup> Quantization

<sup>2</sup> Image Quality Assessment (IQA)

<sup>3</sup> Subjective IQA

<sup>4</sup> Objective

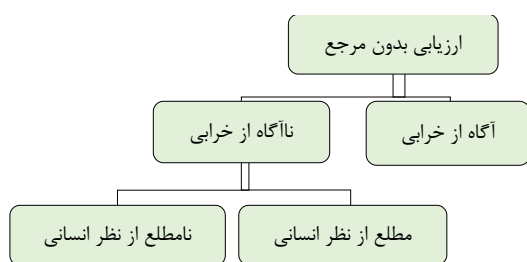
<sup>5</sup> Full Reference (FR)

<sup>6</sup> Reduce Reference (RR)

<sup>7</sup> No Reference (NR)

<sup>8</sup> Blind

این‌که نمره ناظر انسانی را نداشته و به‌طور کاملاً کور ارزیابی انجام می‌شود. به‌دلیل اهمیت این موضوع توضیح مختصری در رابطه با الگوریتم‌های ناآگاه از خرابی در ادامه ارائه می‌شود.



(شکل-۱): دسته‌بندی روش‌های ارزیابی بدون مرجع.  
(Figure-1): Classification of non-reference assessment methods.

## ۱-۲- معیارهای مطلع از نظر انسانی

این دسته از روش‌ها وابسته به نمره‌ای است که عامل انسانی با توجه به ارزشیابی تصاویر برای آن‌ها در نظر گرفته است. به‌عبارت دیگر برای آموزش سامانه‌های یادگیرنده، به‌الزام باید نمرات ناظر انسانی در اختیار الگوریتم‌ها باشند و در بیش‌تر روش‌ها برای استخراج ویژگی‌ها از آماره‌های صحنه طبیعی<sup>۳</sup> (NSS)، اطلاعات روشنایی تصویر، ساختار و غیره استفاده می‌شود و این ویژگی‌ها را به‌عنوان پارامترهایی جهت یادگیری سامانه یادگیرنده استفاده می‌کنند. راه‌های مختلفی برای ارزیابی شباهت ساختاری و جزئیات تصویر وجود دارد و بسیاری از تبدیلات مانند تبدیل کسینوسی گسسته<sup>۴</sup> (DCT) تصویر را به مجموعه‌ای از تصاویر پایه و ضرایب تبدیل تجزیه می‌کند که بیش‌تر ماتریس‌های پایه برای تصاویر ثابت است و ضرایب تبدیل تغییر می‌کند که به‌عنوان ویژگی از تصویر، جهت تخمین کیفیت استخراج می‌شوند. الگوریتم‌های BLIINDS-I و BLIINDS-II کیفیت را با ویژگی‌های آماری DCT تخمین می‌زنند. الگوریتم ارزیابی BLIINDS-I تصویر را به بلوک‌هایی تقسیم کرده، ویژگی‌های آماری مرتبط با کشیدگی<sup>۵</sup> ضرایب DCT و مقادیر تمایز محلی DCT و آنتروپی ضرایب DCT را از هر بلوک استخراج و این ویژگی‌ها را برای ارزیابی کیفیت استفاده می‌کند، در BLIINDS-II یک مدل آماری تعمیم‌یافته روی ضرایب DCT محلی برازش می‌شود و پارامترهای مدل آماری به‌عنوان ویژگی برای تخمین کیفیت استفاده می‌شوند [10,11]. الگوریتمی با نام BRISQUE<sup>۶</sup> که از لحاظ پیچیدگی محاسباتی یکی از

هدف این مقاله استفاده از توزیع q-Gaussian در ارزیابی کیفیت تصاویر بدون مرجع ناآگاه از خرابی است. به‌طور معمول تصاویر خوب و با کیفیت، دارای خواص آماری منظم (مانند واریانس، میانگین و غیره) هستند [27]. عوامل خرابی مانند فشرده‌سازی، ذخیره‌سازی یا رمزگشایی، رخ دادن خطا در هنگام انتقال تصویر و اغتشاشات، باعث به‌هم‌ریختگی و ازبین‌رفتن نظم آماری موجود می‌شود؛ لذا می‌توان نظم موجود در این ویژگی‌های آماری را مدل و بر اساس آن کیفیت تصاویر را ارزیابی کرد. در این مقاله برای مدل کردن نظم حاکم بر ویژگی‌ها از توزیع q-Gaussian استفاده شده است. نتایج پیاده‌سازی روی تصاویر واقعی نشان داده که توزیع q-Gaussian به‌خوبی می‌تواند میزان طبیعی بودن یک تصویر را مدل کرده و میزان اعوجاج را تخمین بزند. این مقاله به‌صورت زیر سازماندهی شده است: در بخش دوم الگوریتم‌های ناآگاه از خرابی، معایب و مزایای این الگوریتم‌ها ارائه و در بخش سوم توزیع q-Gaussian شرح داده شده است؛ در بخش چهارم روش پیشنهادی مطرح و در بخش پنجم ارزیابی و پیاده‌سازی و درنهایت در بخش آخر نتیجه‌گیری ارائه شده است.

## ۲- الگوریتم‌های ناآگاه از خرابی و پیشینه پژوهش

الگوریتم‌های ناآگاه از خرابی برای ارزیابی کیفیت تصویر از هیچ نوع مرجعی استفاده نمی‌کنند و از نوع خرابی آگاهی ندارند؛ لذا محدود به‌گونه خاصی از خرابی نمی‌شوند و به فرم همه‌منظوره طراحی می‌شوند. الگوریتم ارزیابی به‌صورت یک مسأله دسته‌بندی مدل شده و در آن دسته‌بند با استفاده از ویژگی‌های خاص مرتبط با کیفیت، آموزش می‌بیند. الگوریتم‌های ناآگاه از خرابی به دو دسته مطلع از نظر انسانی<sup>۱</sup> و نامطلع از نظر انسانی<sup>۲</sup> تقسیم می‌شوند. یک تقسیم‌بندی کلی از انواع رویکردهای اندازه‌گیری کیفیت تصاویر بدون مرجع در شکل (۱) نشان داده شده است؛ همانطور که اشاره شد، این الگوریتم‌ها به دو دسته آگاه و ناآگاه از خرابی تقسیم می‌شوند. در روش ناآگاه از نوع خرابی، اطلاعاتی در مورد نوع خرابی، عامل تخریب و نوفه‌ای کردن تصویر در دسترس نیست، در این حالت یا تصاویر به‌وسیله عامل انسانی مورد ارزیابی و امتیازدهی قرار می‌گیرند و هر تصویر با نمره انسانی متناظر با خود، به‌وسیله سامانه یادگیری نگاشت و یا

<sup>3</sup> Natural Scene Statistics (NSS)

<sup>4</sup> Discrete Cosine Transform (DCT)

<sup>5</sup> Kurtosis

<sup>6</sup> Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator (BRISQUE)

<sup>1</sup> Opinion Aware (OA)

<sup>2</sup> Opinion Unaware (OU)

بهترین معیارهای بدون مرجع، ناآگاه از خرابی، مطلع از نظر انسانی است، پیش‌بینی را بر اساس ویژگی‌های آماری میانگین تفریق‌شده تمایز نرمال‌سازی<sup>۱</sup> (MSCN) استخراج شده در حوزه مکان انجام می‌دهد؛ ویژگی‌های این الگوریتم از ضرب زوج‌آماره‌های MSCN مجاور در چهار جهت متفاوت (افقی عمودی و قطرهای اصلی و فرعی) به‌دست می‌آیند. در این روش این آماره‌ها بر روی یک توزیع گوسی تعمیم‌یافته نامتقارن<sup>۲</sup> (AGGD) مدل می‌شوند و از نظر آماری بهتر از روش‌های با مرجع کامل مانند PSNR<sup>۳</sup> [12] و SSIM<sup>۴</sup> [13] است و عملکردی رقابتی با الگوریتم‌های NRIQA دارد؛ همچنین مستقل از محتوای بانک تصویر است؛ به این معنی که با تغییر بانک‌داده تصاویر آزمون، عملکرد الگوریتم تحت تأثیر قرار نمی‌گیرد [14]. معیاری دیگری برای ارزیابی کیفیت بدون مرجع ناآگاه از خرابی با نام LBIQ<sup>۵</sup> پیشنهاد شده که در آن از ویژگی‌های صحنه طبیعی ضرایب موجک<sup>۶</sup> تصویر و توزیع ضرایب موجک در باند قطری به‌عنوان معیار خرابی بافت استفاده می‌کند. ویژگی‌هایی مانند مقدار میانگین و آنتروپی نگاشت تناسب فاز به‌همراه آنتروپی و شیب تصویر تخریب‌شده نیز می‌تواند ویژگی‌های مفید آماری، برای ارزیابی کیفیت تصویر بدون مرجع ناآگاه از خرابی باشد که با استخراج این نوع ویژگی‌ها و ارتباط بین این ویژگی‌ها می‌توان کیفیت تصویر را تخمین زد. معیاری که با این روش عمل می‌کند با استفاده از یک شبکه عصبی رگرسیون عمومی کیفیت را تخمین می‌زند [15]. الگوریتم‌های CBIQ-I و CBIQ-II بر مبنای کتاب کد بصری<sup>۷</sup> کار می‌کنند کتاب‌های کد حاوی ویژگی‌های تجزیه گابور هستند که از تکه‌های تصادفی تصویر به‌دست آمده‌اند و به‌طور معمول با استفاده از روشی از قبیل K-means برای خوشه‌بندی بردارهای ویژگی از تکه‌های مجموعه تصاویر آموزشی ساخته می‌شوند، درحقیقت کتاب‌های کد، یک فضای ویژگی به‌وجود می‌آورند که بر اساس آن‌ها می‌توان کیفیت یک تصویر آزمون را با استفاده از روش‌های رگرسیون تخمین زد. این الگوریتم بر این اساس طراحی شده است که خرابی‌های هم‌نوع و هم‌اندازه، بافت‌های مشابه دارند و ویژگی‌های گابور ابزار مناسبی برای توصیف بافت است [16]. الگوریتم‌هایی که با کتاب کد کار می‌کنند، با داشتن کتاب کد بزرگ عملکرد

بهتری دارند؛ اما همین امر باعث پرهزینه‌شدن محاسبات می‌شود. برخی مؤلفان همچنان تمرکز بر ویژگی‌های آماری NSS را ملاک قرار داده و با توجه به غالب کلی معیار BRISQUE معیار دیگری با نام DESIQUE<sup>۸</sup> را معرفی کردند؛ با این تفاوت که این معیار ویژگی‌های NSS را در هر دو حوزه مکان و فرکانس دریافت می‌کند [17]. توصیف‌گرالگوی دودویی محلی<sup>۹</sup> که در معیار WLBP<sup>۱۰</sup> مورد توجه قرار گرفته است بر روی زیرباند‌های موجک تصویر اعمال می‌شود و هیستوگرام کدهای الگوی دودویی محلی را پس از استخراج و تجمیع به‌عنوان بردار ویژگی معرفی می‌کند که از این ویژگی‌ها به‌منظور تخمین کیفیت استفاده می‌شود. این معیار پیچیدگی محاسباتی پایینی داشته و برای برنامه‌های بلادرنگ می‌تواند مفید واقع شود [26]. سه معیار دیگری که از ویژگی‌های آماری الگوی دودویی محلی برای ارزیابی کیفیت تصویر استفاده کرده‌اند، معیارهای NRLBPS<sup>۱۱</sup> و NRQLBP<sup>۱۲</sup> و NRSL<sup>۱۳</sup> هستند. این معیارها با تمرکز بر این‌که ویژگی‌های ساختاری تصویر در ارزیابی کیفیت تصویر نقش مهمی دارد، برای استخراج ویژگی‌های ساختاری از آمار الگوی دودویی محلی استفاده کرده‌اند. در NRLBPS تصویر با تجزیه چند مقیاسی لاپلاس‌گوسی به چند زیرباند تقسیم شده و آمار الگوی دودویی محلی استخراج شده از هر زیرباند به‌عنوان ویژگی، جهت ارزیابی کیفیت استفاده می‌شود. در NRQLBP الگوهای دودویی محلی برای شعاع همسایگی ۱ تا ۳ محاسبه شده و سپس با نمرات انسانی به‌وسیله الگوریتم یادگیری ماشین نگاشت می‌شوند تا الگوریتم کیفیت تصویر را ارزیابی کند. این معیار پیچیدگی محاسباتی کمی دارد و برای برنامه‌های بلادرنگ<sup>۱۴</sup> مناسب است. معیار NRSL از ویژگی‌های ساختاری و روشنایی<sup>۱۵</sup> برای برآورد کیفیت استفاده می‌کند؛ این معیار نیز برای استخراج ویژگی‌های ساختاری از آمار الگوی دودویی محلی استفاده می‌کند. در هر چهار معیارهای NRLBPS و NRQLBP و NRSL و WLBP از ویژگی‌های آماری الگوی دودویی محلی استفاده شده اما به‌دلیل این‌که ویژگی‌های آماری الگوی دودویی محلی

<sup>8</sup> DERivative Statistics-based Image Quality Eval-uator (DESIQUE)

<sup>9</sup> Local Binary Patterns (LBP)

<sup>10</sup> Wavelet Local Binary Pattern (WLBP)

<sup>11</sup> No Reference image quality assessment based on Local Binary Pattern Statistics (NRLBPS)

<sup>12</sup> No-Reference image Quality assessment based on Local Binary Patterns (NRQLBP)

<sup>13</sup> No-Reference quality assessment using statistical Structural and Luminance features (NRSL)

<sup>14</sup> Real-Time

<sup>15</sup> Luminance

<sup>1</sup> Mean Subtracted Contrast Normalization (MSCN)

<sup>2</sup> Asymmetric Generalized Gaussian Distribution (AGGD)

<sup>3</sup> Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

<sup>4</sup> Structural SIMilarity index (SSIM)

<sup>5</sup> Learning based Blind Image Quality (LBIQ)

<sup>6</sup> Wavelet

<sup>7</sup> Visual Codebook

تعمیم‌یافته گوسی نامتقارن AGGD از توزیع آماری Wakeby استفاده شده است [25]. تمامی روش‌های ارزیابی کیفیت تصویر بدون مرجع، ناآگاه از خرابی، مطلع از نظر انسانی، که شرح داده شد در جدول (۱) به صورت جمع‌بندی با ذکر بانک تصاویر مورد استفاده در ارزیابی این الگوریتم‌ها ارائه شده است. تمامی الگوریتم‌های یادشده از طریق رگرسیون نمرات افراد، بر روی نمونه‌های آموزشی، یادگیری را انجام می‌دهند، و تعداد زیادی از تصاویر و نمرات مرتبط با آن‌ها برای آموزش نیاز است که همین امر این الگوریتم‌ها را به شدت وابسته به نوع و تعداد داده‌های آموزشی می‌کند؛ بنابراین الگوریتم‌های بدون مرجع ناآگاه از خرابی، مطلع از نظر انسانی، اغلب قابلیت تعمیم ضعیفی دارند، زیرا [27]:

- جمع‌آوری نمونه‌ها از انواع خرابی‌ها و خرابی‌های ترکیبی دشوار است؛
- اگر مدل ارزیابی در یک مجموعه خاص از اعوجاج آموزش دیده و تصویر آزمون حاوی نوع دیگری از اعوجاج باشد، نمره کیفیت غیر قابل پیش‌بینی و به احتمال نادرست خواهد بود؛
- اگر مدل ارزیابی موجود بر روی یک بانک تصویر آموزش دیده باشند، در بانک تصویر دیگر یا تصاویر دنیای واقعی عملکرد پیش‌بینی بسیار ضعیف‌تری دارد.

## ۲-۲- معیارهای نامطلع از نظر انسانی

این دسته از روش‌ها علاوه بر این که ارزیابی را بدون مرجع تصویر انجام می‌دهند، از هیچ نوع نمره کیفیت ناظر انسانی در سامانه یادگیرنده استفاده نکرده و به جای آن که آموزش بر مبنای امتیازات کیفی انسانی باشد، می‌تواند براساس استخراج ویژگی‌ها ارزیابی کیفیت را انجام دهند. گفتنی است، این الگوریتم‌ها به خوبی مورد مطالعه قرار نگرفته‌اند، البته معیارهایی از این دسته در سال‌های اخیر ارائه شده‌اند که با روش‌های مطلع از نظر انسانی و همچنین روش‌های ارزیابی با مرجع کامل یا کاهش‌یافته، عملکردی رقابتی دارند. اغلب این الگوریتم‌ها از روش‌های آماری برای استخراج ویژگی‌ها و همچنین تشخیص اعوجاج تصویر استفاده می‌کنند؛ برای مثال معیاری با نام TMIQ ارزیابی کیفیت تصویر را با تجزیه و تحلیل معنایی پنهانی احتمالاتی<sup>۸</sup> (PLSA) بر روی ویژگی‌های آماری تکه‌های تصاویر تحریف‌شده و تحریف‌نشده انجام می‌دهد. این معیار مشابه معیار ارزیابی کیفیت بدون مرجع مطلع از نظر انسانی BRISQUE، ویژگی‌های NSS را استخراج و

مقادیر زیادی از اطلاعات تمایز تصاویر را از دست می‌دهد، این روش‌ها هنوز به طور کامل بهینه نشده‌اند [18]، [19]، [20]. برخی الگوریتم‌ها به وسیله استخراج ویژگی‌ها و توزیع آن با مدل توزیع حاشیه‌ای رفتار می‌کنند؛ الگوریتم<sup>۱</sup> GMLOG از این دسته الگوریتم‌ها است که با استفاده دو نوع ویژگی آماری تمایز محلی (اندازه یا بزرگی شیب و لاپلاس گوسی) که در حوزه مکانی استخراج شده است، ارزیابی را انجام می‌دهد. این الگوریتم عملکرد بسیار رقابتی با سایر الگوریتم‌ها از لحاظ پیچیدگی محاسباتی، دقت پیش‌بینی و همچنین قابلیت اطمینان و تعمیم‌پذیری در پیش‌بینی بانک تصاویر مختلف، دارد و می‌توان گفت مستقل از محتوای بانک تصویر است [21]. معیار<sup>۲</sup> Jet-LBP کیفیت تصویر را بر اساس آمار الگوی دودویی محلی بر روی بانک تصاویر دارای چند اعوجاج ارزیابی کرده است؛ در این روش برای توصیف ساختار تصویر از ویژگی‌هایی بر مبنای color Gaussian jet استفاده شده و سپس عملکرد الگوی دودویی محلی بر روی این ویژگی‌ها اعمال می‌شود. این معیار دقت پیش‌بینی بالا و پیچیدگی محاسباتی متوسطی دارد [22]. برخی معیارها از شبکه عصبی یا شبکه عصبی کانولوشن عمیق<sup>۳</sup> (DCNN) به منظور استخراج ویژگی‌های معنایی که در محتوای تصویری وجود دارند، استفاده می‌کنند؛ معیار<sup>۴</sup> GLCP از این دسته معیارها است که به وسیله شبکه عصبی کانولوشن عمیق ویژگی‌های معنایی را که در محتوای تصویری وجود دارد، به صورت محلی و سراسری استخراج کرده و ارزیابی تصویر را انجام می‌دهد [23]. معیار<sup>۵</sup> IDEAL با استفاده از ویژگی‌های اطلاعاتی مرتبط با رنگ برای ارزیابی تصاویری که متحمل اعوجاج‌های رنگی می‌شوند، طراحی شده است؛ این معیار همبستگی داده‌های مرتبط با رنگ را بین پیکسل‌های مجاور برآورد می‌کند. این معیار به دلیل دقت بالا، قابلیت تعمیم و پیچیدگی محاسباتی مناسب، می‌تواند در طیف وسیعی از برنامه‌های کاربردی پردازش تصاویر رنگی مورد استفاده قرار گیرد [24]. معیار<sup>۶</sup> BIQWS نیز از قالب کلی معیار BRISQUE برای ارزیابی کیفیت تصویر بدون مرجع ناآگاه از خرابی استفاده می‌کند با این تفاوت که در آن به جای استفاده از توزیع تعمیم‌یافته گوسی<sup>۷</sup> GGD و توزیع

<sup>۱</sup> Gradient Magnitude (GM) map - Laplacian of Gaussian (LOG)

<sup>۲</sup> Color Gaussian Jet Features based on LBP (Jet-LBP)

<sup>۳</sup> Deep Convolutional Neural Network (DCNN)

<sup>۴</sup> Global and Local Content Perception (GLCP)

<sup>۵</sup> Invariance DEscriptor-based Algorithm (IDEAL)

<sup>۶</sup> Blind Image Quality metric based on Wakeby Statistics (BIQWS)

<sup>۷</sup> Generalized Gaussian Distribution (GDD)

<sup>۸</sup> Probabilistic Latent Semantic Analysis (PLSA)



پس از استخراج عوامل نهفته کیفیت از تکه‌های تصویر نمره کیفیت را محاسبه می‌کند [28] این معیار تنها توانسته عملکرد بهتری به نسبت معیار BRISQUE و PSNR داشته باشد و نقطه عطفی برای شروع ارزیابی‌های بدون مرجع نامطلع از نظر انسانی بوده است. معیار دیگری که با فرآیند خوشه‌بندی رفتار می‌کند با نام 'QAC'<sup>۱</sup> شناخته می‌شود. در این معیار یک مجموعه داده مجازی، شبیه‌سازی شده که در آن هر تکه از تصویر با استفاده از الگوریتم‌های با مرجع کامل مانند FSIM<sup>۲</sup> تخمین زده می‌شود و به هر تکه یک نمره کیفیت نسبت داده و سپس روی این تکه‌ها خوشه‌بندی در سطوح مختلف انجام می‌شود و یک مدل ارزیابی کیفیت بدون مرجع از مجموعه داده‌ها، به وسیله فرآیند خوشه‌بندی مبتنی بر تکه، آموزش داده می‌شوند؛ برای تصویر آزمون نیز ابتدا تکه‌های هم‌پوشان استخراج، فاصله هر تکه تا مرکز نزدیک‌ترین خوشه به آن محاسبه و امتیاز نهایی به صورت میانگین وزن دار امتیازات سطوح مختلف، محاسبه می‌شود [29]. با این حال روش خوشه‌بندی آگاه از کیفیت (QAC) تنها قادر است با چهار نوع تحریف متداول روبه‌رو شود. از این رو معیار QAC، یک روش ارزیابی کیفیت تصویر به طور کامل کور محسوب نمی‌شود. یکی از ویژگی‌های متمایز روش‌های بدون مرجع نامطلع از نظر انسانی این است که آن‌ها پتانسیل تعمیم بالاتری نسبت به همتای مطلع از نظر انسانی دارند و با توجه به این واقعیت بنا شده‌اند که آن‌ها به نمونه‌های آموزش دیده تصاویر تحریف شده و نمره‌های کیفیت ادراکی مربوط به آن‌ها وابسته نیستند.

معیار دیگری که با عنوان معیار به طور کامل کور شناخته می‌شود NIQE<sup>۳</sup> نام دارد، این معیار ابتدا نواحی تیز<sup>۴</sup> از تصاویر سالم را مجزا کرده سپس برای آماره‌های صحنه طبیعی (NSS) یک مدل گوسی چندمتغیره می‌سازد، ویژگی‌های محلی را از یک تصویر استخراج می‌کند و سپس بردارهای ویژگی را به مدل گوسی چندمتغیره<sup>۵</sup> (MVG) متصل می‌کند. برای تصاویر آزمون نیز همین عمل را انجام می‌دهد؛ کیفیت تصویر از تفاوت بین مدل MVG آموزش دیده و مدل MVG آزمون حاصل می‌شود. از آنجا که NIQE از یک مدل MVG سراسری برای توصیف یک تصویر استفاده می‌کند، از این رو بسیاری از اطلاعات مفید محلی که می‌تواند برای پیش‌بینی بهتر

کیفیت، مورد استفاده قرار گیرد، از بین می‌رود [30]. معیاری با نام BLISS<sup>۶</sup> از تجمیع مقادیر حاصل از اعمال پنج معیار مرجع کامل (FR) بر روی تصویر با استفاده از روش هم‌جوشی دوجانبه رتبه<sup>۷</sup> ارزیابی کیفیت را انجام می‌دهد. این امتیازات که به صورت مصنوعی تولید می‌شوند برای آموزش یک سامانه یادگیرنده مورد استفاده قرار می‌گیرند [31]. مؤلفان این معیار بر این اعتقاد هستند که الگوریتم‌های ارزیابی با مرجع کاملی که در حال حاضر وجود دارند، همبستگی بالایی با نمرات ناظر انسانی داشته و می‌توان از این الگوریتم‌ها به عنوان یک تقریب به جای نمرات انسانی در الگوریتم ارزیابی استفاده شوند.

معیار دیگری که از الگوریتم NIQE الهام گرفته شده، با ادغام ویژگی‌های آماری صحنه طبیعی NSS با ویژگی‌های آماری شیب، ساختار، تمایز و رنگ، یک روش مؤثر جدید با نام IL-NIQE را معرفی کرده که به طور دقیق اعوجاج ساختاری و اعوجاج تمایز را مشخص می‌کند. برای نمونه برای محاسبه روشنایی نرمال شده محلی تناسب آن با توزیع گوسی را مطابقت می‌دهد. علاوه بر این ویژگی‌های آماری شیب آگاه از کیفیت<sup>۸</sup> و ویژگی‌های مرتبط با رنگ را استخراج کرده و پارامترهای خروجی را با توزیع گوسی تعمیم یافته و توزیع گوسی تعمیم یافته نامتقارن منطبق می‌کند. این معیار ارزیابی را بدون استفاده از نمونه تصاویر مخدوش و نمرات ادراکی مرتبط با آن‌ها، با استفاده از مدل گوسی چندمتغیره، تکه‌های تصویر تحریف نشده<sup>۹</sup> آموزش می‌دهد؛ سپس مشابه همین عمل را برای تصاویر آزمون تکرار می‌کند؛ ویژگی‌ها را از تصاویر آزمون استخراج کرده و بر توزیع گوسی منطبق می‌سازد؛ از اختلاف بین مدل گوسی آموزش دیده توسط تصاویر تحریف نشده، و مدل گوسی تصاویر تحریف شده، نمره کیفیت را به دست می‌آورد. این اختلاف با استفاده از فاصله Bhattacharyya-like برای اندازه‌گیری کیفیت هریک از تکه‌های تصویر آموزش دیده و تصویر تحریف شده محاسبه می‌شود و نمره کیفیت محلی هر تکه تصویر را به دست آورده و سپس نمره کلی کیفیت را با روش ادغام<sup>۱۰</sup> تکه‌ها و میانگین‌گیری به دست می‌آورد [27]. در معیار پیشنهادی از این معیار الگوبرداری شده است با این تفاوت که به جای استفاده از توزیع تعمیم یافته گوسی از توزیع q-Gaussian استفاده شده است.

<sup>6</sup> Blind Learning of Image Quality Synthetic Score (BLISS)

<sup>7</sup> Reciprocal Rank Fusion

<sup>8</sup> Quality aware

<sup>9</sup> Pristine

<sup>10</sup> Pooling

<sup>1</sup> Quality Aware Clustering (QAC)

<sup>2</sup> Feature Similarity Index for Image Quality Assessment (FSIM)

<sup>3</sup> Natural Image Quality Evaluator (NIQE)

<sup>4</sup> Sharpness

<sup>5</sup> Multivariate Gaussian (MVG)

(جدول-۱): روش‌های ارزیابی کیفیت بدون مرجع ناآگاه از خرابی، مطلع از نظر انسانی.

(Table-1): Non-distortion-specific no-reference quality assessment methods, informed by human opinion

مرجع	نام معیار	سال	بانک تصویر	نتایج
[10]	BLIINDS-I	۲۰۱۰	LIVE	شاخص BLIINDS همبستگی خوبی با ادراک بصری انسان دارد و همچنین از لحاظ محاسباتی مناسب است. به‌طور کلی بر اساس چارچوب DCT است.
[11]	BLIINDS-II	۲۰۱۲	LIVE	الگوریتم BLIINDS-II به‌شدت با نظرهای انسانی مرتبط است و در سطح رقابتی با شاخص SSIM است.
[14]	BRISQUE	۲۰۱۲	LIVE, TID2008	الگوریتم BRISQUE از نظر آماری بهتر از روش‌های با مرجع کامل مانند PSNR و SSIM است و عملکردی رقابتی با الگوریتم‌های NRIQA دارد. مستقل از محتوای بانک تصویر است. از لحاظ پیچیدگی محاسباتی بعد از GMLOG یکی از بهترین معیارهای بدون مرجع، ناآگاه از خرابی، مطلع از نظر انسانی است. (سرعت بالا)
[15]	LBIQ	۲۰۱۲	LIVE	عملکردی رقابتی با الگوریتم‌های NRIQA مطلع از نظر انسانی دارد.
[16]	CBIQ-I, CBIQ-II	۲۰۱۲	LIVE	عملکرد خوبی به نسبت الگوریتم‌های NRIQA مطلع از نظر انسانی داشته و پیش‌بینی دقیق‌تری به نسبت معیارهای FR از جمله PSNR و شاخص SSIM دارد.
[17]	DESIQUE	۲۰۱۳	LIVE, CSIQ, TID2008	پیش‌بینی کیفیت تصویر بهتری را در مقایسه با روش‌های شناخته‌شده NRIQA در بانک تصویر مختلف به‌دست آورده است.
[18]	NRLBPS	۲۰۱۳	LIVE	نرخ داده کم، راندمان بالا و بهتر از روش‌های شناخته‌شده FR از جمله PSNR و شاخص SSIM از نظر نرخ داده است، همچنین پیچیدگی محاسباتی آن به‌نسبه کم است.
[21]	GMLOG	۲۰۱۴	LIVE, CSIQ, TID2008	عملکرد رقابتی از لحاظ دقت پیش‌بینی-تعمیم‌پذیری در بانک تصویر مختلف دارد. از نظر پیچیدگی محاسباتی یکی از بهترین معیارهای بدون مرجع، ناآگاه از خرابی، مطلع از نظر انسانی است.
[19]	NRSL	۲۰۱۶	LIVE, CSIQ, TID2013, MLIVE, CLIVE, CID2013	دقت پیش‌بینی و توانایی تعمیم این الگوریتم بالا است. پیچیدگی محاسباتی کمی دارد؛ درحالی‌که ابعاد ویژگی آن بالا است.
[23]	GLCP	۲۰۱۶	LIVE, TID2008	پیش‌بینی کیفیت تصویر بهتری را در مقایسه با روش‌های شناخته‌شده NRIQA در بانک تصویر LIVE به‌دست آورده است و در بانک تصویر TID2008 توانسته استحکام بالایی در انواع خرابی‌ها از خود نشان دهد. شاخص GLCP همبستگی خوبی با ادراک بصری انسان دارد و عملکرد رقابتی با روش‌های FRIQA دارد.
[22]	Jet-LBP	۲۰۱۶	MLIVE, MDID2013	دقت پیش‌بینی بالا- پیچیدگی متوسط
[20]	NRQLBP	۲۰۱۶	LIVE	دقیق‌تر از سایر الگوریتم‌های آزمایش‌شده NRIQA مطلع از نظر انسانی است، پیچیدگی محاسباتی کمی دارد، برای تصاویر تحریف‌شده با JPEG2000 و Gaussian Blur رفتار مناسبی دارد.
[24]	IDEAL	۲۰۱۶	LIVE, CSIQ, TID2013, CID2013	عملکرد رقابتی با سایر الگوریتم‌های NRIQA مطلع از نظر انسانی از لحاظ دقت پیش‌بینی و قابلیت تعمیم‌پذیری دارد و همچنین پیچیدگی محاسباتی آن مناسب است.
[25]	BIQWS	۲۰۱۷	LIVE II, TID2008, TID2013, Toyama	الگوریتم BIQWS از نظر آماری بهتر از روش‌های با مرجع کامل مانند PSNR و SSIM است و عملکردی رقابتی با الگوریتم‌های NRIQA دارد.
[26]	WLBP	۲۰۱۷	LIVE, TID2008	الگوریتم WLBP همبستگی خوبی با نمرات انسانی دارد پیچیدگی محاسباتی پایینی داشته و برای برنامه‌های بلادرنگ می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.

(جدول-۲): روش‌های ارزیابی کیفیت بدون مرجع ناآگاه از خرابی نامطلع از نظر انسانی.

(Table-2): Non-distortion-specific no-reference quality assessment methods, noninformed by human opinion

مرجع	نام معیار	سال	بانک تصویر	نتایج	ویژگی‌ها
[28]	TMIQ	۲۰۱۲	LIVE	به‌طور کامل بدون نظارت، عملکرد بهتر نسبت به روش‌های گذشته	ویژگی‌های آماری صحنه طبیعی NSS
[29]	QAC	۲۰۱۳	LIVE, CSIQ, TID2008	سرعت بسیار بالا (می‌تواند در برنامه‌های بلادرنگ استفاده شود) به نسبت تمامی روش‌های مطلع از نظر انسانی و نامطلع از نظر انسانی	ویژگی‌های شباهت ساختاری
[30]	NIQE	۲۰۱۲	LIVE	عملکرد بهتر از معیارهای FRIQA و عملکرد رقابتی با الگوریتم‌ها NRIQA آموزش دیده با نظرهای انسانی و قابلیت تعمیم بیشتر نسبت به TMIQ- از لحاظ محاسباتی در روش‌های نامطلع از نظر انسانی عملکرد خوبی دارد.	ویژگی‌های آماری صحنه طبیعی NSS
[31]	BLISS	۲۰۱۴	LIVE, CSIQ, TID2008,	عملکرد پیش‌بینی کیفیت تصویر بهتری را در مقایسه با روش‌های شناخته‌شده NRIQA نامطلع از نظر انسانی به‌دست آورده است و دقت بالاتری نسبت به QAC	ویژگی‌های مربوط به پنج معیار FR با نام FSIM, FSIMC [43] VIF [42] GMSD [44] و WSSIM [45]
[27]	IL-NIQE	۲۰۱۵	LIVE, CSIQ, TID2013, LIVE MD	دقت پیش‌بینی بالا و عملکرد پیش‌بینی کیفیت بسیار بهتری را در مقایسه با روش‌های شناخته‌شده NRIQA نامطلع از نظر انسانی به‌دست آورده است و عملکردی رقابتی با روش‌های مطلع از نظر انسانی دارد. مستقل از محتوای بانک تصویر است.	ویژگی‌های آماری صحنه طبیعی NSS، ویژگی‌های آماری شیب، ساختاری و تمایز و رنگ
[32]	LPSI	۲۰۱۵	LIVE, TID2008	بدون نیاز به آموزش، عملکردی رقابتی با الگوریتم‌های NRIQA دارد.	ویژگی‌های الگوی دودویی محلی
[33]	NRLRS	۲۰۱۶	LIVE, TID2013	عملکرد پیش‌بینی کیفیت تصویر بهتری را در مقایسه با روش‌های شناخته‌شده NRIQA نامطلع از نظر انسانی به‌دست آورده است.	ویژگی‌های سطح پایین آماری محلی (آمار منطقه محلی)
[34]	BMPRI	۲۰۱۸	LIVE, CSIQ, TID2013, SIQAD,	از یک مرجع ساختگی استفاده می‌کند و عملکرد رقابتی با الگوریتم‌های نامطلع از نظر انسانی NRIQA دارد.	ویژگی‌های الگوی دودویی محلی

و نوع ویژگی‌های استخراج‌شده در این معیارها بیان شده‌اند.

### ۲-۳- توزیع q-Gaussian

توزیع گوسی نقش مهمی در رابطه با اندازه‌گیری اطلاعاتی استاندارد دارد [35]. مدل q-Gaussian که تعمیم‌یافته مدل گوسی است، یک توزیع احتمالاتی از آمار q-algebra تسلیس<sup>۸</sup> است. در این توزیع شاخص q برای بهبود عملکرد اضافه شده است. همان‌طور که در شکل (۲) نشان داده شده، پارامتر q، شاخص آنتروپی این توزیع است و مقدار حقیقی دارد. شاخص q یک پارامتر قابل تنظیم است، که انتخاب صحیح q می‌تواند ویژگی‌های مهم و حالت‌های مختلفی از ویژگی‌ها را در برگیرد. در شرایطی که  $q = 1$  باشد، یک توزیع استاندارد یا نرمال گوسی را نمایان می‌کند [36]، [37]. درحقیقت تابع q-Gaussian حالت‌های مختلف تصمیم‌گیری انعطاف‌پذیری را با اشکال مختلف گوسی ایجاد می‌کند که خود می‌تواند در بر گیرنده گوسی نرمال باشد. رابطه (۱) معادله q-Gaussian را نشان می‌دهد:

$$G_q(x) = \frac{1}{C_q \sqrt{2\sigma^2}} \exp_q \left( -\frac{x^2}{2\sigma^2} \right) \quad (1)$$

با در نظر گرفتن  $\exp_q(x) = [1 + (1-q)x]^{1/(1-q)}$  و

$$C_q = \begin{cases} \frac{2\sqrt{\pi}\Gamma(\frac{1}{1-q})}{(3-q)\sqrt{1-q}\Gamma(\frac{3-q}{2(1-q)})} & \text{if } -\infty < q < 1 \\ \sqrt{\pi} & \text{if } q = 1 \\ \frac{\sqrt{\pi}\Gamma(\frac{3-q}{2(q-1)})}{\sqrt{q-1}\Gamma(\frac{1}{q-1})} & \text{if } 1 < q < 3 \end{cases}$$

همان‌طور که توزیع گوسی کلاسیک دارای یک نسخه دوبعدی است، می‌توان توزیع q-Gaussian را تعمیم چندبعدی داد q-Gaussian دوبعدی به صورت رابطه (۲) تعریف شده است:

$$G_q(x,y) = \frac{\exp_q(-(x^2+y^2)/(2\sigma^2))}{2C_q^2\sigma^2} \quad (2)$$

حائز اهمیت است که منحنی با پارامتر  $\sigma$  یکسان و فقط با تنظیم پارامتر q می‌تواند حالت‌های مختلفی از توزیع را تشکیل دهد. شکل (۲) توزیع q-Gaussian را نشان می‌دهد.

در شکل (۲)، پارامتر  $\sigma$  نشان‌دهنده واریانس و q نشان‌دهنده پارامتر تنظیمی تابع توزیع q-Gaussian است.

<sup>8</sup> Tsallis

ارزیابی بدون مرجع دیگری بر پایه آمار منطقه محلی<sup>۱</sup> با نام NRLRS ارائه شده است. این معیار بر این فرضیه ساخته شده که تخریب تصویر ممکن است، آمار حاصله از تصویر را تغییر دهد، آمار منطقه محلی را می‌توان به خوبی، به وسیله رابطه بین پیکسل‌ها و استخراج ویژگی‌های ادراکی مشخص کرد. این معیار از کتاب کد GMM<sup>۲</sup> به عنوان مدل مولد ویژگی‌های استخراج‌شده در ارزیابی کیفیت تصویر استفاده می‌کند و از بردار Fisher برای توصیف تصویر به عنوان استنتاج از مدل GMM استفاده کرده، در نهایت از رگرسیون کمینه مربعات جزئی برای نگاشت کد گذاری Fisher به نمرات کیفیت استفاده می‌کند [33].

معیار ارزیابی BMPRI<sup>۳</sup> از چند مرجع ساختگی و ویژگی‌های آماری استخراج‌شده از الگوی دودویی محلی ساختار تصویر استفاده و LPSI<sup>۴</sup> از شاخص آماری الگوی دودویی محلی استفاده می‌کند؛ این معیارها در خرابی‌های ناشناخته نمی‌توانند رفتار مناسبی از خود نشان دهند؛ به خصوص روش BMPRI که محدود به خرابی‌های ساختگی می‌شود و در خرابی‌هایی از جمله از فشردسازی بالاتلاف تصویر نوفه‌ای<sup>۵</sup> و خرابی نوفه همبسته بامکان<sup>۶</sup> و نوفه تسهیل<sup>۷</sup> همبستگی پایینی با نمرات انسانی دارند [32]، [34].

به طور کلی بیش‌تر الگوریتم‌های ارزیابی کیفیت بدون مرجع (NRIQA) مبتنی بر یادگیری ماشین، چارچوب دو مرحله‌ای را دنبال می‌کنند. به عنوان مثال می‌تواند شامل دو مرحله استخراج ویژگی‌های مرتبط با کیفیت، و پیش‌بینی کیفیت تصویر یا نمره کیفیت باشد. در این بین ویژگی‌های آماری توجه زیادی را به خود جلب کرده‌اند؛ زیرا این ویژگی‌ها مانند دستگاه بینایی انسان به اعوجاج‌ها و تغییرات در تصاویر واکنش مثبت نشان داده و توانسته‌اند در کنار ویژگی‌های دیگر که در بیش‌تر الگوریتم‌های ارزیابی کیفیت، به خصوص الگوریتم‌های ارزیابی بدون مرجع ناآگاه از خرابی، نامطلع از نظر انسانی استفاده شده‌اند، عملکرد خوبی نشان دهند. در جدول (۲) چند نمونه از معیارهای ارزیابی کیفیت تصویر بدون مرجع ناآگاه از خرابی، نامطلع از نظر انسانی همراه با نتایج آن‌ها

<sup>1</sup> Local Region Statistics

<sup>2</sup> Gaussian Mixture Model (GMM)

<sup>3</sup> Blind Multiple Pseudo Reference Image (BMPRI)

<sup>4</sup> Local Pattern Statistics Index (LPSI)

<sup>5</sup> Lossy Compression of Noisy Image

<sup>6</sup> Spatially Correlated Noise

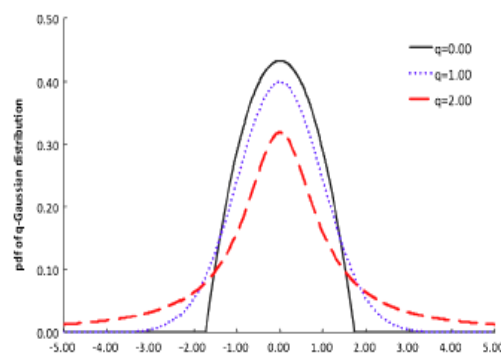
<sup>7</sup> Comfort Noise



ویژگی‌های شیب، و ویژگی‌های آماری در فضای رنگی لگاریتمی، از مجموعه تصاویر طبیعی بی‌نقص استخراج می‌شوند. برای بهینه‌سازی الگوریتم از نظر مقیاس، تمامی این ویژگی‌ها به وسیله فیلتر گابور لگاریتمی در مقیاس متفاوت استخراج شده و این ویژگی‌ها با توزیع q-Gaussian منطبق می‌شوند، برای استخراج ویژگی‌ها، تصاویر بی‌نقص با استفاده از روش درون‌یابی دومکعبی<sup>۲</sup> به اندازه ثابت  $P \times P$  تغییر داده شده و سپس به تکه‌هایی با اندازه  $p \times p$  تقسیم می‌شود؛ آن‌گاه نواحی خاصی از آن برای استخراج ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود؛ درحقیقت نواحی با تمایز بالا که شامل اطلاعات آماری بالاتری باشند، و در اصطلاح به آن نواحی تیز تصویر گفته می‌شود. ویژگی‌های NSS از تکه‌هایی با تمایز بالا استخراج می‌شود؛ زیرا مناطق با تمایز بالا مناطق تیز با مرزهای برجسته‌شده هستند که اغلب توجه بیشتری را به خود جلب کرده و حاوی اطلاعات بیشتری هستند. تمایز هر پیکسل با استفاده از رابطه (۳) محاسبه شده است. تنها تکه‌هایی که مقدار بیشتر از آستانه<sup>۳</sup> ۷۸٪ داشته باشند، برای یادگیری مدل q-Gaussian انتخاب می‌شوند. این مرحله از یادگیری فقط یک بار انجام می‌شود تا ویژگی‌های تصاویر سالم و بی‌نقص استخراج شود و به‌عنوان الگو در سامانه برای مقایسه با تصاویری که قرار است به‌عنوان تصاویر آزمون وارد سیستم شوند در نظر گرفته شوند. این مرحله در شکل (۳) به‌صورت offline مشخص شده است.

با جمع‌آوری تمام ویژگی‌های NSS استخراج‌شده از هر تکه‌تصویر، یک بردار ویژگی تولید می‌شود؛ که برای کاهش بعد ویژگی‌های تداخلی از تحلیل مؤلفه اصلی<sup>۴</sup> (PCA) استفاده شده است؛ که این کاهش بعد سبب کاهش هزینه محاسباتی و در نتیجه کارآمدی فرآیند پیش‌بینی می‌شود [27].

در مرحله آزمون، تصویر آزمون، بدون در نظر گرفتن نمره انسانی متناظر با آن وارد سامانه می‌شود. این مرحله در شکل (۳) به‌صورت برخط<sup>۵</sup> مشخص شده است. در مرحله بعد تصویر به تکه‌های کوچک  $p \times p$  تقسیم شده سپس ویژگی‌های خاص مرتبط با کیفیت که شامل ویژگی‌های ساختاری محلی، تمایز و رنگ در مقیاس مناسب تصویر است، استخراج می‌شوند؛ میزان بعد این ویژگی‌ها پس از اعمال PCA، ۴۳۰ تنظیم شده است؛



شکل (۲): q-Gaussian با  $\sigma=1$  و  $q$ های مختلف [36].  
(Figure-2): q-Gaussian with  $\sigma=1$  and different  $q$ .

### ۳- روش پیشنهادی

مطالعه بر روی آماره‌های صحنه طبیعی (NSS) تصویر، حوزه پژوهشی پراهمیتی است؛ بنابراین با توجه به این‌که تصاویر طبیعی بدون اعوجاج، دارای خواص آماری منظم هستند که می‌توانند با وجود اعوجاج‌ها تغییرات قابل ملاحظه‌ای داشته باشند، زمانی که اندازه‌گیری انحراف از نظم آماره‌های صحنه طبیعی به‌طور دقیق اندازه‌گیری شود، می‌تواند برای ارزیابی کیفیت یک تصویر بدون نیاز به هیچ نوع مرجعی استفاده شود. کیفیت تصویر به‌خوبی با ویژگی‌های ساختاری محلی، تمایز<sup>۱</sup> و ویژگی‌های رنگ در ارتباط است، که با مدل کردن آن با توزیع‌هایی مانند گوسی یا خانواده‌ای از گوسی به‌خوبی می‌توان پی به تخریب تصویر برد و میزان اعوجاج تصویر را ارزیابی کرد [27]، [28].

این ویژگی‌های کیفیت، اغلب به‌صورت آماری بوده و از تکه‌های محلی تصویر استخراج می‌شود، که می‌توانند اطلاعات مفید سطح پایین را از تصاویر دریافت کنند. با محاسبه دقیق ویژگی‌های آماری و با در نظر گرفتن تأثیرات اعوجاج‌ها بر روی تصاویر، می‌توان از این ویژگی‌هایی جهت پیش‌بینی کیفیت تصویر استفاده کرد. در نظر گرفتن این ویژگی‌ها در تصویر بر اساس خواصی است که این ویژگی‌های آماری داشته، و همچنین واکنشی که در مقابل اعوجاج‌ها از خود نشان می‌دهند. با کمی کردن تغییرات آماری، نوع اعوجاج مؤثر بر تصویر و همچنین کیفیت تصویر را می‌توان پیش‌بینی کرد. مراحل کار در شکل (۳) نشان داده شده است.

نحوه کار الگوریتم پیشنهادی شامل دو مرحله آموزش و آزمون است. در مرحله آموزش تعدادی تصاویر بی‌نقص وجود دارد؛ ابتدا پنج ویژگی NSS که درحقیقت ویژگی ضرایب MSCN و زوج‌ضرایب مجاور MSCN،

<sup>۱</sup> Contrast

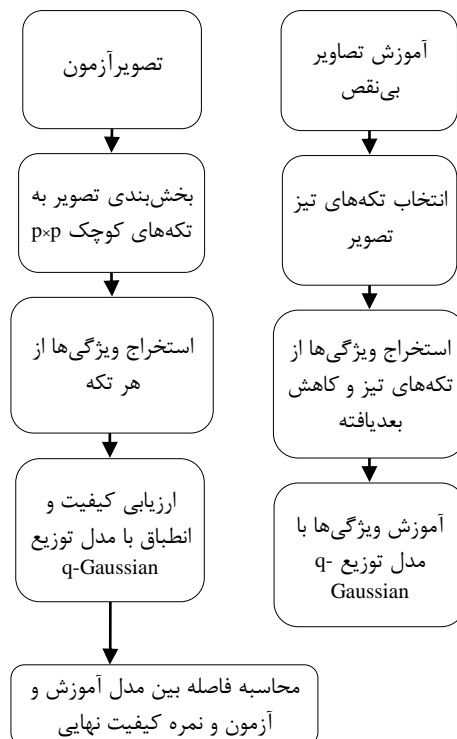
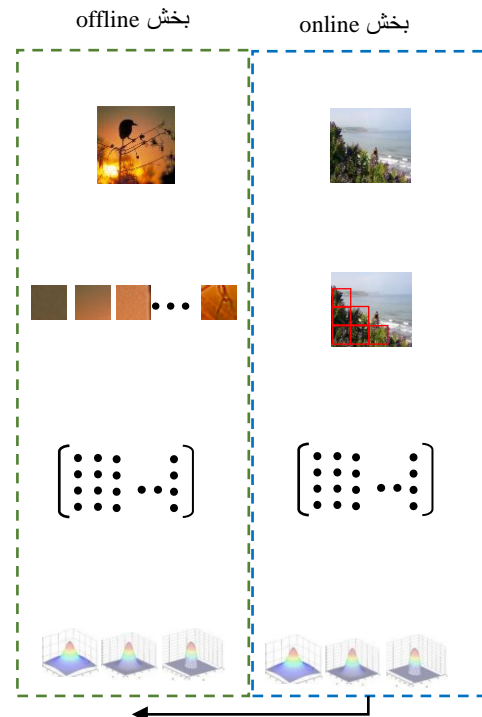
<sup>۲</sup> Bicubic

<sup>۳</sup> Supra-Threshold

<sup>۴</sup> Principal Component Analysis (PCA)

<sup>۵</sup> Online

سپس این ویژگی‌های استخراج شده به دلیل قابلیت‌های یادشده توزیع q-Gaussian، با این توزیع مدل می‌شوند؛ در نهایت میزان اختلاف از این توزیع و توزیع مدل‌سازی شده در مرحله آموزش، نمره نهایی را ایجاد می‌کند که در حقیقت این نمره، میزان کیفیت تصویر است. این اختلاف از طریق فاصله باتاچاریا<sup>۱</sup> محاسبه می‌شود [27].



(شکل-۳): شمای کلی روش پیشنهادی.  
(Figure-3): The overall scheme

نحوه نرمال سازی آمار روشنایی محلی یک تصویر طبیعی I در رابطه (۳) بیان شده است.  $\bar{I}$  مقدار نرمال شده است،  $\mu$  و  $\sigma$  با استفاده از رابطه (۴ و ۵) محاسبه می‌شود.

$$\bar{I}(i,j) = \frac{I(i,j) - \mu(i,j)}{\sigma(i,j) + 1} \quad (3)$$

که  $H, j \in 1, 2, \dots, W$  و  $i \in 1, 2, \dots, H$  مختصات مکانی هستند،  $H$  و  $W$  به ترتیب طول و عرض تصویر هستند. عدد یک که در مخرج قرار گرفته عدد ثابتی است که مانع صفر شدن زیر کسر می‌شود (به عنوان مثال در مورد تکه های تصویر دریا یا آسمان ساده) و همچنین:

$$\mu(i,j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I(i+k, j+l) \quad (4)$$

$$\sigma(i,j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} [I(i+k, j+l) - \mu(i,j)]^2} \quad (5)$$

رابطه (۴ و ۵) به ترتیب میانگین و تمایز محلی تصویر هستند که  $\omega = \{\omega_{k,l} | k = -K, \dots, K, l = -L, \dots, L\}$  یک پنجره گوسی را تعریف می‌کند. با استفاده از این پیش پردازش ضرایب MSCN استخراج می‌شوند [27]، [28]، [37].

#### of the proposed approach.

ضرایب روشنایی نرمال از تصاویر طبیعی توزیع مشابه q-Gaussian دارند، که با در نظر گرفتن این موضوع برای مدل سازی  $\bar{I}(i,j)$  از توزیع q-Gaussian تعمیم یافته با میانگین صفر استفاده شده است که به طور گسترده تر توزیع را در حضور اعوجاج مدل می‌کند که به وسیله رابطه (۶) بیان می‌شود:

$$g(x; \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\frac{\alpha}{2\sqrt{3-q}\sigma} [1 + (1-q)x]^{\frac{\alpha}{(1-q)^2}}}{2\sqrt{\pi}\Gamma\left(\frac{1}{1-q}\right)} & \text{if } -\infty < q < 1 \\ \frac{\frac{\alpha}{2\beta\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^\alpha\right)}{\sqrt{q-1}\Gamma\left(\frac{1}{q-1}\right)} & \text{if } q = 1 \\ \frac{\frac{\alpha}{2\sqrt{3-q}\sigma} [1 + (1-q)x]^{\frac{\alpha}{(1-q)^2}}}{\sqrt{q-1}\Gamma\left(\frac{1}{q-1}\right)} & \text{if } 1 < q < 3 \end{cases} \quad (6)$$

که  $\Gamma(\cdot)$  تابع گاما است و با رابطه (۷) بیان می‌شود:

$$\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt, x > 0 \quad (7)$$

<sup>1</sup> Bhattacharyya

$$G_2(\omega, \theta) = e^{-\frac{(\log(\frac{\omega}{\omega_0}))^2}{2\sigma_\theta^2}} \cdot e^{-\frac{(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2}} \quad (11)$$

که  $\theta_j = j\pi |j| = \{0, 1, \dots, j-1\}$  زاویه جهت‌گیری است،  $\omega_0$  فرکانس مرکز،  $\sigma_\theta$  پهنای باند شعاعی فیلتر است و  $\sigma_\theta$  پهنای باند زاویه‌ای را تعیین می‌کند و  $J$  تعداد جهت‌ها است.

## ۴- ارزیابی و پیاده‌سازی

### ۴-۱- بانک تصویر و سنجش عملکرد

یکی از راه‌های ارزیابی کیفیت تصویر، رأی‌گیری از مجموعه‌ای از کاربران انسانی در شرایط استاندارد است. امتیازات به‌دست‌آمده از این رأی‌گیری‌ها می‌تواند برای سنجش عملکرد معیارهای ارزیابی کیفیت خودکار به‌کار گرفته شوند. بانک‌های تصاویر<sup>۴</sup> موجود، حاوی چنین امتیازاتی برای مجموعه‌ای از تصاویر بی‌نقص که تحت تأثیر خرابی خاصی قرار نگرفته‌اند و تصاویر مخدوش‌شده که مجموعه‌ای از خرابی‌ها بر روی آنها اعمال شده است، هستند که به همراه این بانک‌ها ارائه می‌شوند. فرآیند تشکیل این بانک تصاویر به این صورت است که مجموعه‌ای از تصاویر بی‌نقص که تحت تأثیر مجموعه‌ای از خرابی‌ها با سطح شدت مختلف قرار گرفته‌اند، در معرض دید مجموعه‌ای از کاربران گذاشته می‌شوند. کاربران به این تصاویر امتیازاتی اختصاص می‌دهند؛ امتیازات گرفته‌شده از کاربران، پس از نرمال‌سازی و حذف امتیازات پرت<sup>۵</sup>، میانگین‌گیری و به‌عنوان امتیاز مربوط به هر تصویر ذخیره می‌شوند. برخی از بانک‌های تصویر از میانگین امتیاز نظرها<sup>۶</sup> (MOS) و برخی از تفاوت میانگین امتیاز نظرها<sup>۷</sup> (DMOS) استفاده می‌کنند. برخی نیز هردو امتیاز را شامل می‌شوند. برای ارزیابی معیار پیشنهادی از سه بانک تصویر IQA محک‌زن استفاده شده است LIVE [38] و TID2013 [39] و CSIQ [40]. این بانک‌های تصاویر در بسیاری از پژوهش‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند [27-34].

### ۴-۱-۱- بانک تصویر LIVE

این بانک تصویر در آزمایشگاه مهندسی تصویر و ویدئو در دانشگاه تگزاس کشور آمریکا ایجاد شده و حاوی ۲۹ تصویر مرجع و ۷۷۹ تصویر تحریف‌شده رنگی با فرمت BMP و عمق ۲۴ بیتی به‌ازای هر پیکسل و تفکیک‌پذیری‌های ۴۳۸×۶۳۴ و ۵۱۲×۷۶۸ است. امتیازات داده‌شده به

پارامترهای  $\alpha$  و  $\beta$  ویژگی‌هایی هستند که می‌توانند برای ارزیابی استفاده شوند.

آمار حاصله از توزیع زوج ضرایب MSCN همجوار نیز می‌تواند اعوجاج کیفیت را اتخاذ کند، که آن‌ها را نیز می‌توان با توزیع q-Gaussian مدل‌سازی کرد مشابه عملیات تبدیلی در رابطه (۶) اعمال شده است. در این توزیع نیز درجه تفاوت می‌تواند نشان‌دهنده شدت اعوجاج باشد. هنگامی که یک تصویر دچار اعوجاج می‌شود، توزیع مشتقات جزئی آن و بزرگی شیب<sup>۱</sup> (GM) آن تغییر خواهد کرد؛ از این‌رو برای یافتن تحریفات ساختاری و همچنین یافتن اعوجاج تمایز، از ویژگی‌های شیب<sup>۲</sup>، استفاده شده است. اجزای شیب تصویر به‌وسیله پیچش رابطه (۸) با دو فیلترگوسی در جهت عمودی و افقی محاسبه و اجزای شیب تصویر با توزیع q-Gaussian پیشنهادی مدل شده است؛ بنابراین از پارامترهای  $\alpha$  و  $\beta$ ، به‌وسیله متناسب‌کردن هیستوگرام اجزای شیب به‌عنوان ویژگی‌های NSS استفاده شده است.

$$I_x = I^* G_x(x, y), I_y = I^* G_y(x, y) \quad (8)$$

بزرگی شیب تصویر توسط رابطه (۹) محاسبه می‌شود:

$$GM(x, y) = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (9)$$

نتیجه حاصله از بزرگی شیب با یک توزیع Weibull مدل شده و در رابطه (۱۰) این معادله بیان شده که  $a$  و  $b$  به‌عنوان ویژگی استفاده شده است [10]:

$$h(x; a, b) = \begin{cases} \frac{a}{b^a} x^{a-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{b}\right)^a\right), & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (10)$$

نکته حائز اهمیت اینکه جهت‌گیری و فرکانس محرک در همگام‌سازی و حساسیت‌های قشر بصری جهت تعیین کیفیت تأثیرگذار است و نوروهای موجود در قشر بصری به‌صورت انتخابی به محرک پاسخ می‌دهند؛ ویژگی‌های مرتبط با مقیاس، می‌تواند برای طراحی الگوریتم‌های ارزیابی کیفیت تصویر بدون مرجع مفید باشد که برای به‌دست‌آوردن خواص کیفیت مرتبط با مقیاس تصاویر، از فیلتر گابور لگاریتمی<sup>۳</sup> استفاده و ویژگی‌های آماری از پاسخ‌های فیلتر استخراج شده است که در فضای دوبعدی با رابطه (۱۱) بیان می‌شود [27].

<sup>4</sup> Image Quality Databases

<sup>5</sup> Outlier

<sup>6</sup> Mean Opinion Score (MOS)

<sup>7</sup> Differential MOS (DMOS)

<sup>1</sup> Gradient Magnitude (GM)

<sup>2</sup> Gradient

<sup>3</sup> Log-Gabor

تصاویر از نوع DMOS و بازه [۱۰۰-۰] هستند. پنج نوع تحریف متفاوت بدین شرح در این بانک لحاظ شده‌اند: اعوجاج فشرده‌سازی JPEG (۱۵۹ تصویر)، فشرده‌سازی JPEG2000 (۱۷۵ تصویر)، نوفه گوسی جمع‌شونده (۱۴۵ تصویر)، ماتی گوسی (۱۴۵ تصویر) و فشرده‌سازی JPEG2000 با خطای بیتی که از طریق شبیه‌سازی کانال محوسازی Rayleigh حاصل شده (۱۴۵ تصویر) که در حقیقت اعوجاج fastfading است.

#### ۲-۱-۴- بانک تصویر TID2013

بانک تصویر TID2013 نسخه توسعه‌یافته [41] TID2008 است که شامل سه هزار تصویر حاصل‌شده از ۲۵ تصویر مرجع بدون خرابی و تعداد ۲۴ نوع خرابی و پنج سطح شدت از هر نوع خرابی و تصاویر این بانک اطلاعاتی در اندازه ۵۱۲×۳۸۴ است؛ امتیازات MOS بانک TID2013 از نظرهای ۹۶۱ انسان مختلف از پنج کشور اوکراین، فنلاند، ایتالیا، آمریکا و فرانسه به دو شیوه حضور در آزمایشگاه و غیرحضور (اینترنتی) کنترل‌شده، جمع‌آوری شده‌اند.

#### ۳-۱-۴- بانک تصویر CSIQ

بانک تصویر CSIQ در دانشگاه اوکلاهامای آمریکا ایجاد شده و حاوی سی تصویر مرجع و ۸۶۶ تصویر تحریف‌شده در قالب PNG و با تفکیک‌پذیری ۵۱۲×۵۱۲ با شش نوع اعوجاج فشرده‌سازی JPEG (۱۵۰ تصویر)، فشرده‌سازی JPEG2000 (۱۵۰ تصویر)، نوفه جمع‌شونده سفید گوسی (۱۵۰ تصویر)، نوفه جمع‌شونده صورتی گوسی (۱۵۰ تصویر)، ماتی گوسی (۱۵۰ تصویر) و تغییر تمایز تصویر (۱۱۶ تصویر) است. امتیازات داده‌شده به تصاویر از نوع DMOS و در بازه [۱-۰] هستند؛ به‌گونه‌ای که امتیازات یک نشان‌دهنده بدترین کیفیت است.

#### ۴-۱-۴- سنجش عملکرد

به‌طور معمول برای سنجش عملکرد یک معیار ارزیابی کیفیت تصویر و بررسی این‌که معیار پیشنهادی تا چه حد قادر است مقادیر MOS یا DMOS را پیش‌گویی کند، از شاخص‌های متداول زیر استفاده می‌شود:

ضریب رتبه همبستگی اسپیرمن<sup>۱</sup> (SROCC): این معیار سنجش برای ارزیابی همبستگی بین نمرات معیار پیشنهادی (نمرات عینی) و نمرات ناظران انسانی (نمرات ادراکی MOS یا DMOS) که به‌وسیله مجموعه داده‌ها ارائه شده است، استفاده می‌شود. معیار SROCC به‌صورت رابطه (۱۲) تعریف می‌شود:

<sup>۱</sup> Spearman Rank Order Correlation Coefficient (SROCC)

$$SROCC = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N d_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (12)$$

که در آن  $d_i$  اختلاف بین رتبه  $i$  امین تصویر ارزیابی عینی و ادراکی و  $N$  تعداد تصاویر آزمون است.

ضریب رتبه همبستگی کندال<sup>۲</sup> (KROCC): این ضریب همبستگی که ضریب همبستگی متقارن نیز شهرت دارد، همانند ضریب رتبه همبستگی اسپیرمن برای سنجش همبستگی بین نمرات استفاده می‌شود که با رابطه (۱۳) تعریف می‌شود:

$$KROCC = \frac{n_c - n_d}{0.5n(n-1)} \quad (13)$$

در این رابطه  $n_c$  تعداد زوج‌های هماهنگ و  $n_d$  تعداد زوج‌های ناهماهنگ در نمرات است. اگر  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$  مجموعه نمرات عینی و ادراکی باشند، چنانچه  $x_i > x_j$  و  $y_i > y_j$  یا  $x_i < x_j$  و  $y_i < y_j$  باشد زوج هماهنگ است. اما اگر  $x_i > x_j$  و  $y_i < y_j$  یا  $x_i < x_j$  و  $y_i > y_j$  باشد زوج ناهماهنگ است، و اگر  $x_i = x_j$  و  $y_i = y_j$  جفت نه هماهنگ و نه ناهماهنگ است.

دو معیار SROCC و KROCC برای اندازه‌گیری یک‌نواختی پیش‌گویی استفاده می‌شوند؛ این دو معیار، تنها در رتبه‌بندی داده‌ها عمل کرده و فاصله نسبی بین نقاط داده را نادیده می‌گیرند.

معیار ضریب همبستگی خطی پیرسون<sup>۳</sup> (PLCC): این معیار سنجش عملکرد، ضریب همبستگی بین نمرات ناظران انسانی (نمرات ادراکی MOS یا DMOS) و نمرات روش پیشنهادی (نمرات عینی) پس از رگرسیون خطی را نشان می‌دهد. معیار PLCC با رابطه (۱۴) تعریف می‌شود:

$$PLCC = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \mu_y)^2}} \quad (14)$$

که در آن  $x_i$  و  $y_i$  به ترتیب مقادیر نمرات ناظر انسانی و نمرات روش پیشنهادی برای  $i$  امین تصویر آزمون  $N$  تعداد تصاویر آزمون و  $\sigma_x$  ( $\sigma_y$ ) و  $\mu_x$  ( $\mu_y$ ) به ترتیب میانگین و واریانس نمرات ناظر انسانی و نمرات معیار پیشنهادی است. متغیر  $\sigma_{xy}$  کوواریانس بین نمرات ناظر انسانی و نمرات روش پیشنهادی است.

<sup>۲</sup> Kendall Rank Order Correlations Coefficient (KROCC)

<sup>۳</sup> Pearson Linear Correlation Coefficient (PLCC)

سیستم لپ‌تاپ ASUS با واحد پردازش مرکزی<sup>۳</sup> اینتل Core i7 7500U و با سرعت ۳/۵ GHz، حافظه اصلی ۱۲ گیگابایتی DDR4 پیاده‌سازی شده است.

پارامترهای P که مربوط به اندازه تصویر می‌شود از ۳۴۰ تا ۶۶۰ و پارامتر p که مربوط به تکه‌های تصویر است از ۴۴ تا ۱۰۸ و اندازه گام<sup>۴</sup> ۸ است. محدوده m که مربوط به بعد PCA است از ۲۹۰ تا ۴۵۰ و اندازه گام ۱۰ است.

پارامترهای مربوط به q بر روی ۰/۹ آزمایش شده و پارامترهای مربوط به گابور لگاریتمی به شرح زیر تنظیم می‌شود:

$$j = 4, \sigma_r = 0.6, \sigma_\theta = 0.71, \omega_0^1 = 0.417, \omega_0^2 = 0.318, \omega_0^3 = 0.243$$

## ۵- نتایج پیاده‌سازی

برای ارزیابی بهبود عملکرد با مدل توزیع q-Gaussian معیاری برای مقایسه در نظر گرفته شد که از لحاظ سازوکار رفتاری مشابه روش پیشنهادی است و از آماره‌های صحنه طبیعی استفاده می‌کند. روش IL-NIQE از پنج نوع ویژگی استفاده و همچنین از یک مدل MVG محلی، تصویر را مدل می‌کند. در معیار پیشنهادی از تمام پنج نوع ویژگی در معیار IL-NIQE بیان شده استفاده شده با این تفاوت که توزیع q-Gaussian برای انطباق استفاده شده است.

### ۵-۱- ارزیابی نتایج بر روی بانک تصاویر مختلف

عملکرد روش پیشنهادی به صورت مقایسه‌ای با روش IL-NIQE به وسیله معیارهای سنجنش PLCC, KROCC, SROCC RMSE, بر روی بانک تصاویر مختلف، Live، CSIQ و TID2013 در جدول (۳) نشان داده شده است. این معیارهای سنجنش به طور متداول برای ارزیابی یک‌نواختی و دقت پیش‌گویی استفاده می‌شوند، برای معیار سنجنش PLCC و KROCC و SROCC هرچه عدد به دست آمده به یک نزدیک‌تر باشد، معیار همبستگی بیشتری با نمرات ناظر انسانی دارد؛ در نتیجه عملکرد بهتر روش را نشان می‌دهد؛ برای معیار سنجنش RMSE هرچه عدد به دست آمده به صفر نزدیک‌تر باشد، دقت بهتر روش را نشان می‌دهد؛ همان‌طور که در جدول (۳) مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در همه سنجنش‌های عملکرد، توانسته مقدار مناسبی را نتیجه دهد که نشان‌دهنده این است که نمره کیفیت به دست آمده از روش پیشنهادی،

ضریب همبستگی همیشه عددی بین ۱- و ۱ است؛ هرچه این مقدار به یک نزدیک‌تر باشد، همبستگی قوی‌تر و رابطه بهتر با ادراک انسان را نشان می‌دهد.

معیار خطای جذر میانگین مربعات<sup>۱</sup> (RMSE): تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده به وسیله روش پیشنهادی و نمرات ادراکی، پس از رگرسیون خطی است که با رابطه (۱۵) تعریف می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - q_i)^2} \quad (15)$$

که در آن  $s_i$  نمرات ادراکی و  $q_i$  نمرات عینی و N تعداد تصاویر آزمون است. این شاخص همانند معیار PLCC برای سنجنش دقت است با این تفاوت که هرچه مقدار RMSE به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده عملکرد بهتر و رابطه بیشتر با ادراک انسان است.

علاوه بر معیارهای سنجنش عملکرد که اعدادی را برای دقت و یک‌نواختی پیش‌گویی ارائه می‌کنند، می‌توان نمرات عینی و ادراکی را بر روی یک نمودار دوبعدی ترسیم کرد که نمودار پراکندگی نمرات ادراکی و عینی نامیده می‌شود.

### ۲-۴- تصاویر بی‌نقص

تصاویر طبیعی بی‌نقص توسط دانشجویان تحصیلات تکمیلی دانشگاه Tongji شانگهای چین تهیه شده است. برای آموزش مدل مطلوب روش پیشنهادی، از این مجموعه تصاویر بی‌نقص که در الگوریتم بدون مرجع IL-NIQE ارائه شد<sup>۲</sup>، استفاده شده است. این مجموعه از تصاویر طبیعی با کیفیت بالا، از اینترنت جمع‌آوری شده که شامل تصاویری با موضوع مردم، گیاهان، حیوانات و اشیای ساخته شده توسط انسان است. پس از بررسی‌ها بر روی چهارصد تصویر و با رأی‌گیری بر اساس رأی مثبت بیشینه آرا به تصویر با کیفیت بالا و بی‌نقص، در نهایت نود تصویر به عنوان تصویر بی‌نقص در نظر گرفته شده است. مشابه همین عمل در معیار NIQE نیز استفاده شده اما مجموعه تصاویر بی‌نقص معیار IL-NIQE به نسبت مجموعه تصاویر بی‌نقص NIQE از نظر نحوه انتخاب تصاویر منظم‌تر است.

### ۳-۴- محیط و پارامترهای پیاده‌سازی

آزمایش‌های معیار پیشنهادی در محیط نرم‌افزار MATLAB R2014a اجرا شده است. این کدها بر روی

<sup>۱</sup> Root-Mean-Square Error (RMSE)

<sup>۲</sup> www.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/IQA/ILNIQE/ILNIQE.htm

<sup>۳</sup> Central Processing Unit (CPU)

<sup>۴</sup> Step Size



ارتباط بهتری با ادراک انسانی و نمره نظرهای انسانی دارد. از نتایج ارائه شده می توان این نتیجه گیری را انجام داد که روش پیشنهادی رفتار به طور تقریبی مشابهی با IL-NIQE دارد. در جدول (۴) میانگین وزن دار برای مقادیر سنجش سازگاری SROCC, KROCC, PLCC, RMSE با سه بانک تصویر LIVE, CSIQ, TID2013، با توجه به جدول (۳) محاسبه شده است که عملکرد بهتر روش پیشنهادی را نشان می دهد. وزن اختصاص داده شده به هر مجموعه به طور خطی، به تعداد تصاویر تحریف شده در آن مجموعه بستگی دارد. با توجه به اینکه تعداد تصاویر و همچنین تعداد خرابی ها در بانک تصویر TID2013 نسبت به دو بانک تصاویر دیگر بیشتر است، وزن بزرگ تری داده شده، و وزن ها طوری انتخاب شد که مقادیر سه وزن برای سه بانک تصویر یک شده است.

همچنین نمودار پراکندگی روش پیشنهادی و روش IL-NIQE برای مقایسه در شکل (۴) نشان داده شده است. این نمودار رابطه نمرات ناظر انسانی و نمره کیفیت به دست آمده از روش مورد نظر را نشان می دهد. دو روش IL-NIQE و روش پیشنهادی رفتار به طور تقریبی مشابهی با هم دارند؛ با این تفاوت که روش پیشنهادی با توجه به پارامتر قابل تنظیم  $q$  می تواند عملکرد بهتری را از خود نشان دهد.

به منظور بررسی و ارزیابی دقیق تر روش پیشنهادی با روش IL-NIQE، نتایج پیاده سازی بر روی یک بانک تصویر برای نمونه با یک معیار برای انواع مختلف خرابی ها مورد بررسی قرار می گیرد.

## ۲-۵- ارزیابی نتایج با توجه به نوع خرابی در یک نوع بانک تصویر

در جدول (۵) نتایج معیار ارزیابی SROCC برای بیست و چهار نوع خرابی مختلف بر روی بانک تصویر TID2013 برای روش پیشنهادی که پارامتر  $q = 0.9$  و روش IL-NIQE که پارامتر  $q = 1$  است، محاسبه شده است. نتایج نشان می دهد که روش پیشنهادی در دوازده نوع خرابی در سطرها ۱ تا ۱۲ جدول مانند نوفه جمع شونده گوسی در سطر نخست، در خرابی نوفه همبسته با مکان<sup>۱</sup> در سطر سوم و نمونه برداری تنک و بازسازی تصویر<sup>۲</sup> در سطر دوازدهم توانسته همبستگی به مراتب بیشتری، با نظرهای انسانی در مقایسه با روش IL-NIQE داشته باشد؛ در حالی که روش IL-NIQE برای دوازده نوع خرابی دیگر، سطرها ۱۳ تا ۲۴ مانند نوفه چندی سازی در سطر

پانزدهم، نوفه و خرابی ماسک شده در سطر شانزدهم و خرابی شیفت میانگین در سطر نوزدهم دارای کارایی بهتری نسبت به روش پیشنهادی است. به عبارت دیگر می توان گفت که روش پیشنهادی برای خرابی های حاصل از انواع نوفه گوسی و فشرده سازی و خرابی های حوزه فرکانس عملکرد بهتری دارد؛ در حالی که روش IL-NIQE برای خرابی های حوزه مکان کارایی بهتری دارد. این نتایج نشان می دهد که یک روش و یا به عبارت دیگر یک مقدار  $q$  نمی تواند کارایی مناسبی در انواع مختلف خرابی ها داشته باشد؛ با تغییر دادن پارامتر  $q$  شکل های مختلفی از توزیع گوسی به دست می آید که هر کدام مناسب یک سری از خرابی ها هستند.

به منظور ارزیابی بیشتر روش پیشنهادی با روش IL-NIQE تشخیص میزان خرابی تصاویر، در شکل (۵) مورد مقایسه قرار داده شد. بدین منظور شش نوع تصاویر مختلف، از هر نوع پنج تصویر با شدت خرابی متفاوت از بانک تصویر TID2013 انتخاب شد که شکل (۵) این شش نوع تصاویر مختلف را، در سطر با شدت خرابی متفاوت از هر نوع را، در ستونها نمایش می دهد، به طوری که میزان شدت خرابی برای هر نوع تصویر از سمت راست به سمت چپ در ستونها افزایش می یابد. این شدت خرابی به حدی است که در برخی از تصاویر نمی توان چیز خاصی مشاهده کرد. برای مثال تصویر موجود در سطر و ستون آخر شکل (۵) که به حدی خراب شده، الگوی با معنای خاصی قابل استخراج نیست. میزان نمره و امتیاز شدت خرابی در هر نوع تصویر با استفاده از روش پیشنهادی و روش IL-NIQE محاسبه و در پایین هر تصویر نوشته شده است. با مقایسه نتایج می توان نتیجه گرفت که میزان اختلاف و پراکندگی در هر نوع تصویر با شدت خرابی متفاوت در روش IL-NIQE به مراتب کمتر از روش پیشنهادی است. برای مثال این میزان پراکندگی در سطر نخست که تصویر یک ساختمان را نمایش می دهد، برای روش IL-NIQE حدود یازده، در حالی که برای روش پیشنهادی حدود ۵۵ است. به عنوان مثال دیگر، در تصویر سطر آخر ستون نخست و ستون آخر میزان خرابی برای روش IL-NIQE به ترتیب حدود ۸۶ و ۸۷ است؛ در حالی که برای روش پیشنهادی این نمره میزان خرابی به ترتیب حدود ۳۰ و ۳۷۲ است؛ لذا می توان گفت که یکی از ویژگی های روش پیشنهادی در مقایسه با روش IL-NIQE، تشخیص درست میزان شدت خرابی است و نمره متناسب با شدت خرابی تصویر را ارائه می دهد.

<sup>1</sup> Spatially Correlated Noise

<sup>2</sup> Sparse Sampling and Reconstruction

(جدول-۳): مقایسه کارایی روش پیشنهادی با روش IL-NIQE با معیارهای سنجش عملکردهای (PLCC, KROCC, RMSE, SROCC)

در بانک تصاویر مختلف

(Table-3): Comparison of the efficiency of the proposed approach with the IL-NIQE method with performance measures (PLCC, KROCC, RMSE, SROCC) in different image bank

TID2013				CSIQ				LIVE				بانک تصاویر IL-NIQE روش‌ها
RMSE	PLCC	KROCC	SROCC	RMSE	PLCC	KROCC	SROCC	RMSE	PLCC	KROCC	SROCC	
۰/۹۴۳۷	۰/۵۰۹۲	۰/۳۴۹۱	۰/۴۹۴	۰/۱۳۱۲	۰/۷۶۶۷	۰/۶۲۱۵	۰/۸۱۶	۱۱/۵۹۲۳	۰/۶۱۹۴	۰/۶۴۰۳	۰/۸۴۶	IL-NIQE
۰/۹۴۳۶	۰/۵۲۵۹	۰/۳۵۰۱	۰/۴۹۵	۰/۱۳۰۸	۰/۷۷۲۸	۰/۶۲۱۷	۰/۸۱۷	۱۱/۵۹۰۲	۰/۶۲۱۱	۰/۶۴۳۳	۰/۸۴۹	روش پیشنهادی

(جدول-۴): مقایسه معیار میانگین وزن دار برای روش پیشنهادی و روش IL-NIQE با توجه به نتایج داده‌های جدول (۳).

(Table-4): Comparison of weighted mean measure for the proposed method and the IL-NIQE method according to the results in Table (3).

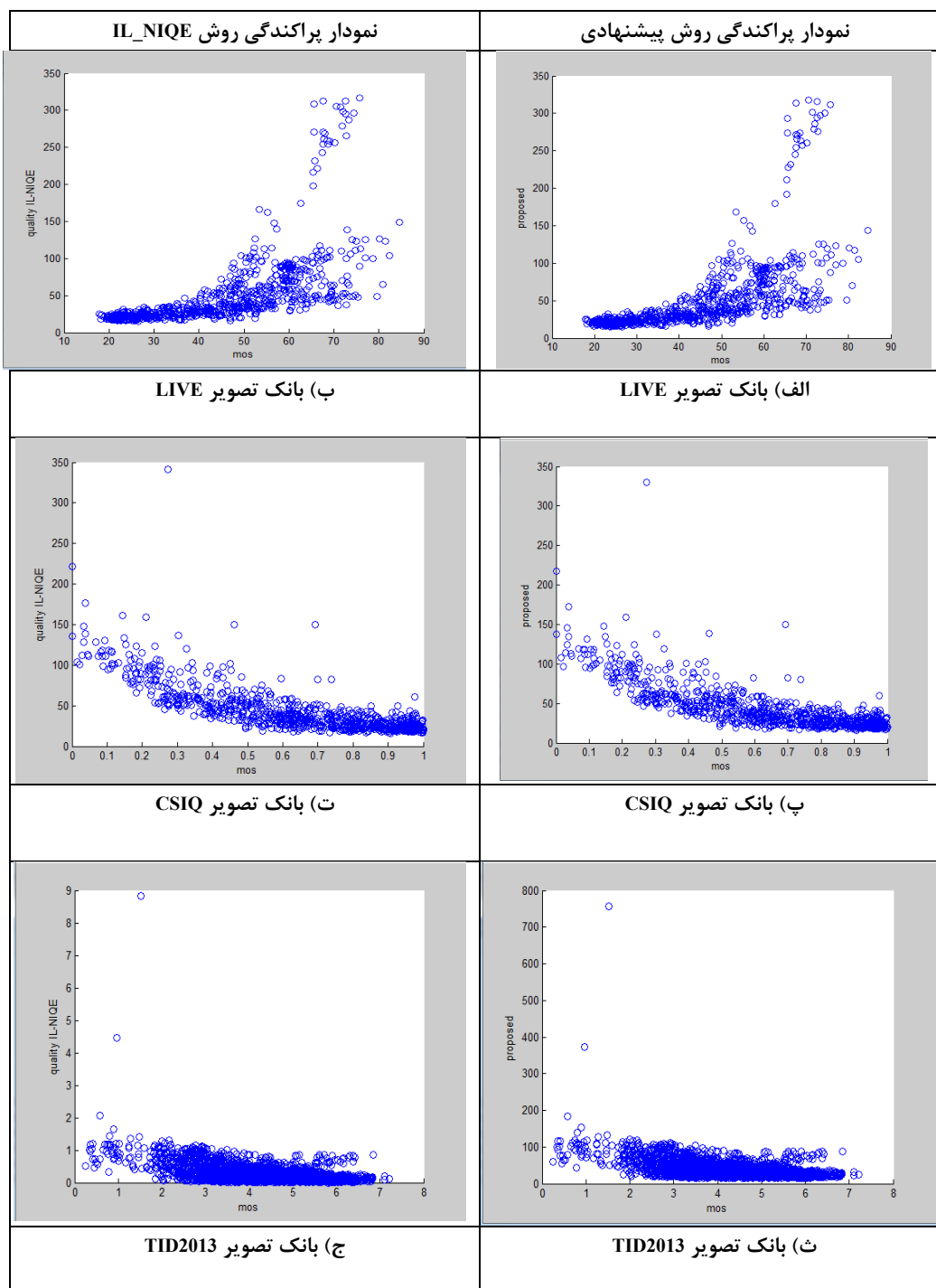
SROCC	KROCC	PLCC	RMSE	
۰/۶۱۴۴	۰/۴۴۹۹	۰/۵۸۷۹	۲/۵۷۷۶	روش پیشنهادی
۰/۶۱۳۱	۰/۴۴۸۷	۰/۵۷۵۷	۰/۵۷۸۱	IL-NIQE

(جدول-۵): مقایسه کارایی روش پیشنهادی با روش IL-NIQE بر روی بانک تصویر TID2013 با استفاده از معیار سنجش یک‌نواختی

(SROCC) در مواجهه با انواع خرابی‌ها.

(Table-5): Comparison of the performance of the proposed method with the IL-NIQE method on TID2013 image bank using uniformity measurements (SROCC) in the face of various failures.

ردیف	نوع خرابی	معادل انگلیسی	روش پیشنهادی	IL-NIQE
۱	نوفه جمع‌شونده گوسی	Additive Gaussian noise	۰/۵۹۹۵	۰/۵۱۹۹
۲	نوفه جمع‌شونده درمؤلفه‌های رنگی	Additive noise in color components	۰/۵۷۴۱	۰/۵۵۰۵
۳	نوفه همبسته با مکان	Spatially correlated noise	۰/۷۰۲۵	۰/۵۴۴۵
۴	نوفه بافرکانس بالا	High frequency noise	۰/۶۵۹۰	۰/۴۸۳۱
۵	نوفه نقطه‌ای	Impulse noise	۰/۶۷۵۵	۰/۵۷۹۴
۶	ماتی گوسین	Gaussian blur	۰/۶۸۳۶	۰/۵۶۵۱
۷	بلوکی شدن پس از فشرده‌سازی JPEG	JPEG compression	۰/۶۷۰۵	۰/۶۱۰۳
۸	نوفه گوسی ضرب‌شونده	Multiplicative Gaussian noise	۰/۶۰۲۶	۰/۴۵۸۸
۹	تصنعات حلقوی فشرده‌سازی JPEG2000	JPEG2000 compression	۰/۵۷۷۴	۰/۴۵۵۱
۱۰	خطای انتقال JPEG2000	JPEG2000 transmission errors	۰/۵۶۶۱	۰/۴۵۳۱
۱۱	فشرده‌سازی با اتلاف تصویر نویزی	Lossy compression of noisy images	۰/۶۱۱۶	۰/۵۸۰۱
۱۲	نمونه‌برداری تنک و بازسازی تصویر	Sparse sampling and reconstruction	۰/۶۱۳۶	۰/۴۷۳
۱۳	ماتی حاصل از رفع نوفه تصویر	Image denoising	۰/۵۴۷۶	۰/۵۹۰۳
۱۴	خطای انتقال JPEG	JPEG transmission errors	۰/۵۴۳۲	۰/۶۰۱۰
۱۵	نوفه چندی‌سازی	Quantization noise	۰/۵۳۹۴	۰/۵۶۸۸
۱۶	نوفه ماسک‌شده	Masked noise	۰/۵۳۴۵	۰/۵۸۹۳
۱۷	نوفه الگوی غیرتجاهی	Non eccentricity pattern noise	۰/۳۳۰۷	۰/۴۵۸۹
۱۸	تخریب بلوک‌های محلی	Local block-wise distortions of different intensity	۰/۴۸۸۴	۰/۵۲۴۶
۱۹	شیفت میانگین روشنایی تصویر	Mean shift (intensity shift)	۰/۲۴۲۲	۰/۵۵۵۵
۲۰	تغییر در تمایز	Contrast change	۰/۲۶۵۹	۰/۵۰۷۵
۲۱	تغییر در غنای رنگ	Change of color saturation	۰/۰۶۱۲	۰/۵۵۸۲
۲۲	نوفه تسهیل	Comfort noise	۰/۵۲۵۱	۰/۵۴۴۸
۲۳	خطای چندی‌سازی رنگی تصویر	Image color quantization with dither	۰/۴۶۷۵	۰/۵۷۶۴
۲۴	انحراف رنگی	Chromatic aberrations	۰/۴۵۸۴	۰/۶۱۶۰



(شکل-۴): نمودار پراکندگی امتیاز ناظر انسانی و امتیاز کیفیت روش پیشنهادی در مقایسه با روش IL-NIQE، به تفکیک بانک تصاویر:

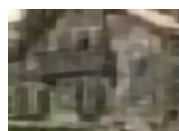
الف) نمودار پراکندگی روش پیشنهادی در بانک تصاویر LIVE ب) نمودار پراکندگی روش IL-NIQE در بانک تصاویر LIVE،

پ) نمودار پراکندگی روش پیشنهادی در بانک تصاویر CSIQ ت) نمودار پراکندگی روش IL-NIQE در بانک تصاویر CSIQ،

ث) نمودار پراکندگی روش پیشنهادی در بانک تصاویر TID2013 ج) نمودار پراکندگی روش IL-NIQE در بانک تصاویر TID2013

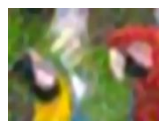
(Figure-4): Human Discipline Distribution Score and Quality Score of the proposed method Compared with the IL-NIQE method, by bank resolution Images:

a) Characteristics of the proposed method in the LIVE bulletin bank; b) Dispersion pattern of the IL-NIQE method in the LIVE image bank; c) Characterization of the suggested method in the CSIQ images bank; d) The distribution pattern of the IL-NIQE in the CSIQ images bank; and e) The proposed spreading diagram of the proposed method in Cards TID2013 C) Dispersion diagram of the IL-NIQE method in TID2013 bank.



۷۴/۸۵۶۳۶

۷۷/۰۴۹۹۸



۷۵/۲۱۴۶۵

۱۱۱/۳۲۱۷



۴۴/۷۶۱۰۲

۱۱۵/۲۰۵۲



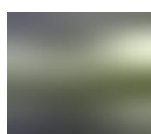
۵۹/۰۰۰۴۸

۶۴/۶۴۲۱۶



۹۴/۰۳۸۹۱

۴۲/۸۸۹۸۸



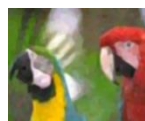
۸۷/۷۸۶۵۵

۳۷۲/۷۷۹۷



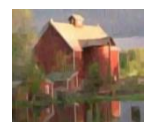
۷۶/۵۷۷۴۷

۴۸/۳۱۴۶۱



۶۹/۳۳۱۴۱

۷۹/۱۰۴۵۹



۴۳/۱۳۱۶۳

۴۵/۲۶۸۸۹



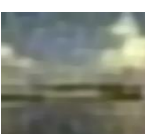
۵۸/۰۴۹۷

۴۴/۰۲۸۷



۸۸/۳۲۷۰۸

۴۳/۱۳۲۲۱



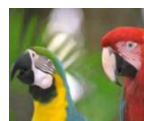
۸۷/۰۹۴۹۲

۱۱۲/۳۸۴۳



۷۹/۳۴۲۲۲

۳۴/۱۷/۲۱۵



۶۹/۸۸۴۶۸

۵۳/۵۲۸۰۸



۴۴/۱۵۸۸۵

۳۱/۹۹۶۴۱



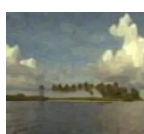
۶۶/۴۲۱۷

۳۱/۹۴۳۳۸



۸۳/۰۲۰۸۵

۳۱/۸۴۵۲۸



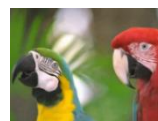
۸۷/۴۴۷۱۷

۷۰/۷۸۱۳۱



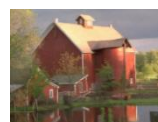
۸۱/۸۵۸۴۹

۲۷/۶۰۷۴۲



۶۷/۳۱۷۰۴

۳۸/۶۸۴۰۳



۴۱/۲۳۹۶

۲۵/۳۱۹۴۶



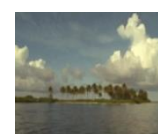
۶۶/۱۵۱۰۲

۲۵/۲۸۰۸۵



۸۵/۲۵۷۵۸

۲۷/۲۵۷۳۲



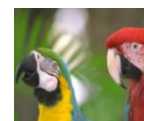
۸۶/۸۹۶۲۳

۴۵/۹۴۲۹۱



۸۵/۹۰۰۷۹

۲۲/۴۲۸۰۲



۶۷/۹۳۵۷۷

۲۹/۶۵۹۸



۴۶/۵۰۹۰۶

۲۱/۰۷۷۴۵



۷۶/۲۹۳۴۱

۲۲/۴۴۵۰۶



۸۸/۳۰۴۲۹

۲۳/۸۴۹۷۲



۸۶/۷۸۵۵۶

۳۰/۳۰۵۵۵

IL-  
NIQE  
روش  
پیشنهادی

IL-  
NIQE  
روش  
پیشنهادی

IL-  
NIQE  
روش  
پیشنهادی

IL-  
NIQE  
روش  
پیشنهادی

IL-  
NIQE  
روش  
پیشنهادی

IL-  
NIQE  
روش  
پیشنهادی

(شکل-۵): مقایسه نمره و امتیاز شدت خرابی تصاویر مختلف، محاسبه شده به وسیله روش پیشنهادی و روش IL-NIQE  
(Figure-4): The score comparison of different image distortions which was computed using the purposed method and IL-NIQE method

## ۶- نتیجه گیری

نحوه عملکرد الگوریتم بدون مرجع ناآگاه از خرابی نامطلع از نظر انسانی که در این مقاله پیشنهاد شده، بر اساس ساخت مجموعه‌ای از ویژگی‌های آگاه از کیفیت و با

کمی‌سازی آماره‌های صحنه طبیعی و مطابقت آن‌ها با مدل q-Gaussian است که همبستگی خوبی با نمرات انسانی دارد. خصوصیات متمایز روش‌های ارزیابی بدون مرجع نامطلع از نظر انسانی این است که آن‌ها پتانسیل

- statistics approach in the DCT domain", *IEEE Trans. Image Process*, Vol. 21, pp. 3339–3352, 2012.
- [3] P. Ye and D. Doermann, "No-reference image quality assessment using visual codebooks", in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process*, Vol. 21, pp. 3129–3138, 2011.
- [4] J. Shen, Q. Li, and G. Erlebacher, "Hybrid no-reference natural image quality assessment of noisy, blurry, JPEG2000, and JPEG images", *IEEE Trans. Image Process*, Vol. 20, pp. 2089–2098, 2011.
- [5] H. R. Sheikh and A. C. Bovik, "Image information and visual quality", *IEEE Trans. Image Process*, Vol. 15, pp. 430–444, 2006.
- [6] A. K. Moorthy and A. C. Bovik, "A two-step framework for constructing blind image quality indices", *IEEE Signal Process. Lett*, Vol. 17, pp. 513–516, 2010.
- [7] H. R. Sheikh, A. C. Bovik, and L. K. Cormack, "No-reference quality assessment using natural scene statistics: JPEG2000", *IEEE Trans. Image Process*, Vol. 14, pp. 1918–1927, 2005.
- [8] M. Zandifar, J. Tahmoresnezhad, "Sample-oriented Domain Adaptation for Image Classification", *Journal Signal and Data Processing*, Vol. 16, Vol. 3, pp. 129–148, 2019.
- [9] X. Shaoping, J. Shunliang, M. Weidong, "No-reference/blind image quality assessment: a survey", *Journal IETE Technical Review*, Vol. 34, pp. 223–245, 2016.
- [10] M. A. Saad, A. C. Bovik, C. Charrier, "A dct statistics-based blind image quality index", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 17, pp. 583–586, 2010.
- [11] M. A. Saad, A. C. Bovik, C. Charrier, "Blind image quality assessment: A natural scene statistics approach in the DCT domain", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 21, pp. 3339–3352, 2012.
- [12] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2002.
- [13] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity", *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 13, No. 4, pp. 600–612, 2004.

تعمیم بالاتری نسبت به روش‌های مطلع از نظر انسانی دارند و کاربردهای بیشتری در دنیای امروز می‌توانند داشته باشند.

بررسی‌ها نشان داده که اعوجاج کیفیت تصویر با ویژگی‌های ساختاری محلی، تمایز، ویژگی‌های مرتبط با مقیاس و ویژگی‌های مرتبط با رنگ در ارتباط است، که با مدل کردن آن با توزیع‌هایی مانند گوسی می‌توان پی به تخریب تصویر برد. از آنجا که توزیع q-Gaussian یک تعمیم از توزیع گوسی است، به‌خوبی میزان اعوجاج تصویر را ارزیابی می‌کند. این الگوریتم "طبیعی بودن تصویر" را که به دلیل حضور اعوجاج‌ها اتفاق می‌افتند، اندازه می‌گیرد. به‌طوری‌که از پنج نوع ویژگی محلی ضرایب MSCN و زوج ضرایب مجاور MSCN، ویژگی‌های شیب، ویژگی‌های آماری تصاویر در فضای رنگی لگاریتمی، بهره می‌گیرد و این ویژگی‌ها را از تصاویر تحریف‌نشده در مقیاس مناسب تصویر استخراج کرده و با تابع q-Gaussian مطابقت می‌دهد. فاصله حاصل‌شده از اختلاف این انطباق؛ نمره کیفیت نهایی می‌شود که هر چه این فاصله کمتر باشد تصویر از کیفیت بهتری برخوردار است. در این مقاله با پژوهش بر عملکرد توزیع q-Gaussian در ارزیابی کیفیت تصویر این نتیجه حاصل شد که روش پیشنهادی می‌تواند مؤثرتر از Gaussian رفتار کند؛ زیرا توزیع q-Gaussian توسعه‌ای از توزیع گوسی با شاخص q است، که حالت‌های مختلف تصمیم‌گیری انعطاف‌پذیرتری را با اشکال مختلف گوسی ایجاد می‌کند. شاخص q برای بهبود عملکرد اضافه شده است که مقدار حقیقی q در مواردی که برابر یک نباشد، نتایجی به‌دست می‌آید که قابلیت اطمینان و تعمیم‌پذیری بیشتری را ایجاد می‌کند، در نتیجه کارایی معیار ارزیابی کیفیت تصویر را افزایش می‌دهد. این معیار برخلاف سادگی با تکیه بر ویژگی‌های آماری و استقلال از محتوای بانک تصاویر و همچنین قابلیت تعمیم‌پذیری توزیع q-Gaussian بهتر از روش‌های با مرجع کامل مانند PSNR و SSIM است و در مقایسه با دیگر روش‌های ارزیابی بدون مرجع بسیار رقابتی رفتار می‌کند.

## 7- References

## ۷- مراجع

- [1] A. Attar, A. Shahbahrani, R. Moradi rad, "Image quality assessment using edge based features", *Multimedia tools and applications*, Vol. 75, pp. 7407–7422, 2015.
- [2] M. Saad, A. C. Bovik, and C. Charrier, "Blind image quality assessment: A natural scene



- local binary pattern in the wavelet domain”, *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 77, pp. 2529–2541, 2017.
- [27] L. Zhang, L. Zhang, and A. C. Bovik, “A feature-enriched completely blind image quality evaluator”, *IEEE Trans. Image Proc.*, vol. 24, pp. 2579–91, 2015.
- [28] A. Mittal, G. S. Muralidhar, and J. Ghosh, “Blind image quality assessment without human training using latent quality factors”, *IEEE Signal Process.*, vol. 19, pp. 75–78, 2012.
- [29] W. Xue, L. Zhang, and X. Mou, “Learning without human scores for blind image quality assessment”, *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition*, pp. 995–1002, 2013.
- [30] A. Mittal, R. Soundararajan, and A. C. Bovik, “Making a completely blind image quality analyzer”, *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 20, pp. 209–212, 2013.
- [31] P. Ye, J. Kumar, and D. Doermann, “Beyond human opinion scores: Blind image quality assessment based on synthetic scores”, *IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, Columbus*, pp. 4241–4248, 2014.
- [32] L. Qiaohong, L. Weisi, F. Yuming, Z. Xinfeng, Z. Yabin, “No-reference image quality assessment based on local region statistics”, *Visual Communications and Image Processing*, 2017.
- [33] Q. Wu, Z. Wang, and H. Li, “A highly efficient method for blind image quality assessment”, *IEEE Int. Conf. Image Process.*, pp. 339–343, 2015.
- [34] M. Xiongkuo, G. Ke, Z. Guangtao, L. Jing, Y. Liu, Y. Xiaokang, C. W. Chang, “Blind Image Quality Estimation via Distortion Aggravation”, *IEEE Trans. Broadcasting*, vol. 64, pp. 508–517, 2018.
- [35] L. Assirati, N. R. Silva, L. Berton, A. Lopes, O. M. Bruno, “Performing edge detection by Difference of Gaussians using q-Gaussian kernels”, *Journal of Physics*, Vol. 2, 2013.
- [36] N. Inoue, K. Shinoda, “q-Gaussian mixture models for image and video semantic indexing”, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol. 24, pp. 1450–1457, 2013.
- [37] A. Mittal, A. K. Moorthy, and A. C. Bovik, “No-reference image quality assessment in the spatial domain”, *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 21, pp. 4695–4908, 2012.
- [38] H. R. Sheikh, M. F. Sabir, and A. C. Bovik, “A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms”, *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 15, pp. 3440–3451, 2006.
- [14] A. Mittal, A. K. Moorthy, and A. C. Bovik, “No-reference image quality assessment in the spatial domain”, *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 21, pp. 4695–708, 2012.
- [15] T. Huixuan, J. Neel, and K. Ashish. “Learning a blind measure of perceptual image quality”, *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 305–312, 2011.
- [16] P. Ye and D. Doermann “No-reference image quality assessment using visual codebooks”, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 21, pp. 3129–3138, 2012.
- [17] Y. Zhang and D. M. Chandler “An algorithm for no-reference image quality assessment based on log-derivative statistics of natural scenes”, in *IS&T/SPIE Electronic Imaging, Int. Society for Optics and Photonics*, pp. 86530J–0 – 86530J–10. 2013.
- [18] M. Zhang, X. Jin, Z. Xiangrong and F. Hiroshi, “No reference image quality assessment based on local binary pattern statistics”, In *Visual Communications and Image Processing*, pp. 1–6, 2013.
- [19] Q. Li, W. Lin, J. Xu, and Y. Fang, “Blind image quality assessment using statistical structural and luminance features”, *IEEE Trans. Multimedia*, Vol. PP, pp. 1–1, 2016.
- [20] I. Nenakhov, V. Khryashchev, A. Priorov, “No-reference image quality assessment based on local binary patterns”, *IEEE East-West Design & Test Symposium*, 2016.
- [21] W. Xue, X. Mou, L. Zhang, A. C. Bovik and X. Feng “Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and laplacian features”, *IEEE Trans. Image Process*, Vol. 23, pp. 4850–4862, 2014.
- [22] H. Hadizadeh, I. V. Bajić, “Color Gaussian Jet Features for No-Reference Quality Assessment of Multiply-Distorted Images”, *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, pp. 1717 – 1721, 2016.
- [23] C. Sun, H. Li, W. Li, “No-reference image quality assessment based on global and local content perception”, In *Visual Communications and Image Processing*, 2016.
- [24] D. Lee, K. N. Plataniotis, “Toward a No-Reference Image Quality Assessment Using Statistics of Perceptual Color Descriptors”, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 25, pp. 3875 – 3889, 2016.
- [25] M. Jenadeleh, M. Ebrahimi, “BIQWS: efficient Wakeby modeling of natural scene statistics for blind image quality assessment”, *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 76, pp. 13859–13880, 2017.
- [26] F. Rezaie, M. S. Helfroush, H. Danyali, “No-reference image quality assessment using



## مأده دریانورد چونچانی

کارشناسی خود را در رشته نرم افزار رایانه از دانشگاه آزاد اسلامی لاهیجان دریافت کرده و در حال حاضر دانشجوی کارشناسی ارشد رشته نرم افزار در دانشگاه آزاد اسلامی لاهیجان است. موضوعات مورد علاقه ایشان پردازش تصویر و پردازش سیگنال است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

Maedeh\_daryanavard@stumail.liau.ac.ir

- [39] N. Ponomarenko, L. Jin, O. Ieremeiev, V. Lukin, K. Egiazarian, J. Astola, B. Vozel, K. Chehdi, M. Carli, F. Battisti, "Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives", *Signal Processing: Image Communication*, pp. 57–77, 2015.
- [40] T. Pouli, D. W. Cunningham, and E. Reinhard, "A survey of image statistics relevant to computer graphics", *Comput. Graph. Forum*, vol. 30, pp. 1761–1788, 2011.
- [41] N. Ponomarenko et al, "TID2008-a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics", *Advances of Modern Radioelectronics*, 2009.
- [42] W. Xue, L. Zhang, X. Mou, and A. C. Bovik, "Gradient magnitude similarity deviation: A highly efficient perceptual image quality index", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 23, pp. 684–695, 2014.
- [43] H. R. Sheikh, A. C. Bovik, and G. de Veciana. "An information fidelity criterion for image quality assessment using natural scene statistics", *IEEE Trans. Image Processing*, vol.14, pp. 2117–2128, 2005.
- [44] L. Zhang, D. Zhang, X. Mou, and D. Zhang. "FSIM: A feature similarity index for image quality assessment", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 20, pp. 2378–2386, 2011.
- [45] Z. Wang, Q. Li. "Information content weighting for perceptual image quality assessment", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 20, pp.1185–1198, 2011.



## اسدالله شاه بهرامی مدرک دکترای

خود را در رشته مهندسی رایانه در دانشگاه صنعتی دلفت هلند در سال ۱۳۸۷ به پایان رسانده و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی رایانه

در سال ۱۳۷۵ از دانشگاه شیراز و مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی رایانه از دانشگاه علم و صنعت ایران در سال ۱۳۷۲ دریافت کرده است. ایشان در حال حاضر دانشیار گروه مهندسی رایانه دانشکده فنی دانشگاه گیلان است. زمینه های پژوهشی ایشان عبارتند از پردازش سیگنال های چندرسانه ای، ذخیره و بازیابی داده ها و پردازش موازی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

shahbahrani@guilan.ac.ir