تخمین کم‌ترین تفاوت قابل درک با استفاده از برجستگی بصری در تصاویر

فائزه نعمتی خلیل‌آباد[۱]، هادی هادی‌زاده[۲]، عباس ابراهیمی مقدم[۳] و مرتضی خادمی درح[۴*]

[۱و۳و۴]دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

[۲]دانشکده مهندسی، دانشگاه صنعتی قوچان، قوچان، ایران

چکیده

به‌علت وجود برخی محدودیت‌های فیزیولوژیکی و فیزیکی مختلف در مغز و چشم، دستگاه بینایی انسان (HVS) قادر به درک برخی تغییرات سیگنال بصری که دامنه آن‌ها از یک حد آستانه مشخص (موسوم به آستانه JND) پایین‌تر باشند، نیست. در بیش‌تر پژوهش‌های موجود جهت تخمین آستانه JND، حساسیت HVS در تمام صحنه یکسان در نظر گرفته شده و تأثیرات توجه بصری (VA) ناشی از برجستگی بصری (VS) در این پژوهش‌ها لحاظ نشده است. مطالعات مختلف نشان داده‌اند که حساسیت بصری در نواحی برجسته که توجه بصری بیشتری را جلب می‌کنند بیشتر بوده و لذا در آن نقاط آستانه JND پایین‌تر است و بالعکس. در این مقاله مدلی محاسباتی برای تخمین JND پیشنهاد می‌شود که از رابطه بین JND و برجستگی بصری برای بهبود تخمین آستانه JND استفاده می‌کند. این مدل با استفاده از یک مدل JND یکنواخت کارآمد و با به‌کارگیری یک تابع مدولاسیون غیر خطی مناسب، آستانه‌های JND پیکسل‌های مختلف در یک تصویر را با توجه به برجستگی بصری آن‌ها بهبود می‌دهد. تعیین پارامترهای تابع غیرخطی مدولاسیون در قالب یک مسأله بهینه‌سازی، مدل‌سازی می‌شود که حل آن منجر به یافتن مدل JND بهبودیافته می‌شود. کلید کارآمدی روش پیشنهادی به‌کارگیری سازوکاری است که منجر به استفاده کارآمدتر از برجستگی بصری می‌شود. آزمایش‌های انجام‌گرفته نشان‌دهندهٔ برتری قابل ملاحظه روش پیشنهادی نسبت به روش‌های مشابه موجود است.

واژگان کلیدی: برجستگی بصری (VS)، توجه بصری (VA)، دستگاه بینایی مغز (HVS)، کمترین تفاوت قابل درک (JND).

Just Noticeable Difference Estimation Using Visual Saliency in Images

Faezeh Nemati Khalil Abad[1], Hadi Hadizadeh[2], Abbas Ebrahimi Moghadam[3] & Morteza Khademi Darah[4*]

[1,3,4]Image Processing Laboratory, Faculty of Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

[2]Image Processing Laboratory, Faculty of Electrical Engineering, Quchan University of Technology, Quchan, Iran

Abstract

Due to some physiological and physical limitations in the brain and the eye, the human visual system (HVS) is unable to perceive some changes in the visual signal whose range is lower than a certain threshold so-called just-noticeable distortion (JND) threshold. Visual attention (VA) provides a mechanism for selection of particular aspects of a visual scene so as to reduce the computational load on the brain. According to the current knowledge, it is believed that VA is driven by "visual saliency". In a visual scene, a region is said to be visually salient if it possess certain characteristics, which make it stand out from its surrounding regions

* Corresponding author

*نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۰۶/۲۲ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۶/۱۱ • تاریخ انتشار: ۱۳۹۹/۰۶/۲۴ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

and draw our attention to it. In most existing researches for estimating the JND threshold, the sensitivity of the HVS has been consider the same throughout the scene and the effects of visual attention (caused by visual saliency) which have been ignored. Several studies have shown that in salient areas that attract more visual attention, visual sensitivity is higher, and therefore the JND thresholds are lower in those points and vice versa. In other words, visual saliency modulates JND thresholds. Therefore, considering the effects of visual saliency on the JND threshold seems not only logical but also necessary. In this paper, we present an improved non-uniform model for estimating the JND threshold of images by considering the mechanism of visual attention and taking advantage of visual saliency that leads to non-uniformity of importance of different parts of an image. The proposed model, which has the ability to use any existing uniform JND model, improves the JND threshold of different pixels in an image according to the visual saliency and by using a non-linear modulation function. Obtaining the parameters of the nonlinear function through an optimization procedure leads to an improved JND model. What make the proposed model efficient, both in terms of computational simplicity, accuracy, and applicability, are: choosing nonlinear modulation function with minimum computational complexity, choosing appropriate JND base model based on simplicity and accuracy and also Computational model for estimating visual saliency that accurately determines salient areas, Finally, determine the Efficient cost function and solve it by determining the appropriate objective Image Quality Assessment. To evaluate the proposed model, a set of objective and subjective experiments were performed on 10 selected images from the MIT database. For subjective experiment, A Two Alternative Forced Choice (2AFC) method was used to compare subjective image quality and for objective experiment SSIM and IWSSIM was used. The obtained experimental results demonstrated that in subjective experiment the proposed model achieves significant superiority than other existing models and in objective experiment, on average, outperforms the compared models. The computational complexity of proposed model is also analyzed and shows that it has faster speed than compared models.

Keywords: Visual Saliency (VS), Visual Attention (VA), Human Visual System (HVS), Just Noticeable Difference (JND).

۱- مقدمه

کمترین تفاوت قابل درک (JND[1]) در یک تصویر، آستانه‌ای است که چنانچه دامنه تغییرات یک سیگنال بصری از آن حد کمتر باشد آن تغییرات توسط دستگاه بینایی انسان (HVS[2]) قابل درک است. این آستانه به‌دلیل برخی محدودیت‌های فیزیکی HVS به‌وجود می‌آید ([1,2]) و از آنجا که JND توصیف‌کننده رؤیت‌پذیری تغییرات در دستگاه بینایی انسان است، مدل‌های محاسباتی مختلف آن برای تخمین افزونگی در فشرده‌سازی و ارسال تصاویر/ ویدئو [3-5]، پنهان‌سازی اطلاعات [6]، ارزیابی کیفیت تصویر [7] و غیره به‌کار می‌رود.

در طول دهه اخیر روش‌های مختلف متعددی برای تعیین آستانه JND هم در حوزه پیکسلی و هم در حوزه زیرباند ارائه شده است که در آن‌ها سعی شده تا عوامل مختلف تأثیرگذار بر آستانه JND مشخص شوند. از جمله عوامل مهم تأثیرگذار بر آستانه JND می‌توان به چهار عامل اصلی زیر اشاره کرد.

(الف) میزان حساسیت به شدت نور که توسط تابع حساسیت به شدت نور (CSF[3]) اندازه‌گیری می‌شود [8]. CSF یک تابع میان‌گذر است؛ یعنی مقدار حساسیت در فرکانس‌های میانی بالاتر از حساسیت در فرکانس‌های پایین و به خصوص فرکانس‌های بالا است.

(ب) نقاب‌گذاری روشنایی[4] [9] که بیان می‌کند میزان درک تغییرات کوچک در نواحی خیلی روشن و خیلی تیره بیشتر از میزان درک تغییرات در نواحی با سطوح روشنایی میانه است. به‌طور کلّی، پدیده نقاب‌گذاری به معنای کاهش قابلیت دیدن یک سیگنال در حضور سیگنال دیگر در نزدیکی مکانی، زمانی و یا فرکانسی (طیفی) آن است [1].

(ج) نقاب‌گذاری شدت نوری (بافتی)[5] [8-11] که بیان‌گر کاهش حساسیت بصری در یک ناحیه از تصویر به دلیل افزایش غیریکنواخت سطح روشنایی در آن ناحیه است.

(د) نقاب‌گذاری الگویی[6] که توسط ابهام ساختاری[7] و پیچیدگی الگو[8] سنجیده می‌شود [12-13]. هر چه میزان پیچیدگی در یک الگو بیشتر باشد، نقاب‌های بصری قوی‌تری خواهد داشت.

از دیگر محدودیت‌های HVS توان محاسباتی آن

این مقاله از پایان‌نامه کارشناسی ارشد در دانشگاه فردوسی با همین عنوان استخراج شده است.

[1] Just Noticeable Difference (JND)
[2] Human Visual System (HVS)
[3] Contrast Sensitivity Function (CSF)
[4] Luminance Masking
[5] Contrast (Texture) Masking
[6] Pattern Masking
[7] Structural Uncertainty
[8] Pattern Complexity

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

است که باعث می‌شود پردازش هم‌زمان داده‌های بصری ورودی به HVS که بسیار حجیم هستند بسیار دشوار شود. ازاین‌رو، به‌منظور کاهش حجم اطلاعات مورد نیاز برای پردازش در مغز، HVS از سازوکاری موسوم به سازوکار توجه بصری (VA[1]) استفاده می‌کند. مکانیزم توجه بصری باعث می‌شود که در هنگام تماشای یک تصویر، تنها بر بخش کوچکی از تصویر که از اهمیت حیاتی و کاربردی بیشتری برخوردار است، تمرکز شود و جزئیات در بخش‌های دیگر تصویر مورد توجه قرار نگیرد. در طول سالیان گذشته، به‌دلیل کاربرد و اهمیت بالای توجه بصری، یافتن مدل محاسباتی برای آن یکی از موضوعات مهم پژوهشی بوده که توجه فراوانی را به خود جلب کرده و چندین مدل محاسباتی نیز برای آن ارائه شده است [16-14]. مدل‌های محاسباتی ارائه‌شده برای تصاویر ثابت، با تولید یک نقشه موسوم به نقشه برجستگی[2]، نقاط برجسته تصویر را که به‌دلیل دارابودن مشخصه‌های خاصی باعث تمایز از مناطق اطراف و جلب توجه می‌شود، تعیین می‌کند. به‌عبارت بهتر، برجستگی بصری (VS[3]) با سازوکار غیریکنواخت‌سازی اهمیت نقاط مختلف یک تصویر به تعیین نقاط حساس و مهم آن پرداخته و از این طریق آستانه JND را تحت تأثیر قرار داده و آن را کنترل و اصلاح می‌کند؛ ازاین‌رو، به‌منظور تخمین دقیق‌تر آستانه JND، لحاظ‌کردن اثرات هدایتی برجستگی بصری بر روی این آستانه، نه تنها منطقی، بلکه لازم و ضروری به نظر می‌رسد [19-17].

در بیش‌تر مدل‌های تخمین JND موجود، حساسیت HVS در تمام صحنه یکسان فرض شده و تأثیرات توجه بصری در این مدل‌ها لحاظ نشده است [9]،[23]،[53]. حال آنکه مشخص شده که حساسیت بصری در نواحی برجسته‌تر بیشتر بوده و لذا در آن نقاط آستانه JND پایین‌تر است و بالعکس، هر چه برجستگی بصری ناحیه‌ای کمتر باشد، حساسیت بصری آن کمتر و آستانه JND آن بالاتر است. برخلاف وجود مدل‌های مختلف متعدد برای تخمین آستانه JND، با این حال مدل‌های JND بسیار اندکی وجود دارد که تأثیر برجستگی بصری را بر روی آستانه‌های رویت‌پذیری در نظر گرفته‌اند [22-18]، [54]. یکی از مدل‌های اولیه قابل توجه در زمینه JND هدایت‌شده به‌وسیلهٔ برجستگی بصری، مدل پیشنهادی در [19] است که بر پایه یک مدل JND ترکیبی در حوزه تبدیل کسینوسی گسسته (DCT[4]) به‌دست آمده و آستانه‌های JND تخمین‌زده‌شده مبتنی بر نقشه برجستگی، توسط مجموعه‌ای از توابع مدولاسیون خطی[5]، تغییر مقیاس می‌شوند. در این روش پارامترهای توابع مدولاسیون به‌طور آزمایشی و تجربی طوری تنظیم می‌شوند تا با نتایج تجربی موجود در [17] هماهنگ باشد. مدل مشابه جدیدتر و بهتری که از اثرات کنترلی و هدایتی توجه بصری برای بهبود آستانه‌های JND استفاده کرده مدل پیشنهادی در [21-20] است. در این مدل که در حوزه DCT بلوکی انجام گرفته، آستانه JND هر بلوک به‌وسیله دو تابع غیرخطی اشباع‌شونده که ورودی آن‌ها برجستگی‌های بصری هر بلوک است، بهبود داده می‌شود. پارامترهای این تابع غیرخطی از طریق حل یک مسأله بهینه‌سازی به‌دست می‌آید. همان‌طورکه دیده می‌شود، این مدل همانند مدل [19] در حوزه DCT بلوکی انجام گرفته، ولی از دو لحاظ با مدل [19] متفاوت است. نخست این‌که توابع مدولاسیون استفاده‌شده در مدل [19] توابعی خطی هستند؛ درحالی‌که این توابع در مدل پیشنهادی در [21-20] توابعی غیرخطی اشباع‌شونده هستند. دوم این‌که پارامترهای توابع مدولاسیون استفاده‌شده در مدل [19] به‌طور آزمایشی و تجربی تنظیم می‌شوند؛ درحالی‌که در مدل پیشنهادی در [21-20] پارامترهای یادشده به‌طور نظام‌مند و تطبیقی از طریق حل یک مسأله بهینه‌سازی به‌دست می‌آیند. در همین اواخر مدلی دیگر برای تعیین JND در حوزه پیکسل در [22] ارائه شده که در آن از اطلاعات برجستگی بصری یک تصویر جهت تخمین بهتر آستانه‌های JND به‌گونه‌ای استفاده کرده است که فاصله ادراکی[6] بین تصویر اولیه و تصویر JND که به آن نوفه تزریق شده است، کمینه شود. بدین منظور ابتدا یک فاصله ادراکی وزن‌دارشده توسط برجستگی و مشتق‌پذیر در حوزه لاپلاسین نرمالیزه‌شده[7] تعریف می‌شود؛ سپس با یک فرآیند بهینه‌سازی با هدف کمینه‌کردن فاصله ادراکی بین تصویر JND نوفه‌ای‌شده با تصویر اولیه به تخمین بهتر آستانه JND می‌پردازد. در [54] مدل JND در حوزه تبدیل موجک[8] ارائه شده که این مدل مشابه با مدل ارائه‌شده در [20] است.

در این مقاله، با درنظرگرفتن مطالب یادشدهٔ بالا، مدلی جدید برای بهبود آستانه‌های JND در حوزه پیکسل پیشنهاد کرده‌ایم. مدل‌های حوزه پیکسلی برای محاسبه JND نیاز به انتقال به حوزه زیرباند را ندارند؛ لذا برای

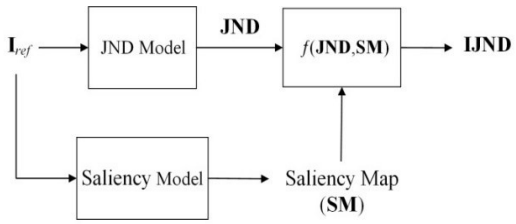
[1] Visual Attention (VA)
[2] Saliency Map
[3] Visual Saliency (VS)
[4] Discrete Cosine Transform (DCT)

[5] Linear Modulation Functions
[6] Perceptual Distance
[7] Normalized Laplacian
[8] Wavelet transform

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

تعیین آستانه JND در برنامه‌های کاربردی از لحاظ محاسباتی ساده‌تر هستند. نظر به این‌که امروزه پردازش داده‌های تصویری حجیم یکی از چالش‌های مهم پردازش تصویر است، ارائه مدل‌ها و روش‌های پردازش تصویر که از کمینه پیچیدگی محاسباتی برخوردار باشند از اهمیت فوق‌العاده‌ای برخوردارند. همچنین وجه تمایز مدل پیشنهادی نسبت به بیش‌تر مدل‌های JND استفاده از برجستگی‌های بصری برای بهبود تخمین آستانه JND است. مدل پیشنهادی که قابلیت اِعمال روی هر مدل JND دلخواه موجود را دارد با بهره‌بردن از برجستگی‌های بصری و به‌کارگیری یک تابع مدولاسیون غیرخطی که پارامترهای آن در قالب یک مسأله بهینه‌سازی مدلسازی می‌شود به بهبود بیشتر تخمین آستانه‌های JND نواحی مختلف نسبت به مدل‌های مشابه موجود می‌پردازد. آنچه که باعث برتری روش پیشنهادی نسبت به روش‌های مشابه موجود می‌شود استفاده کارآمدتر از برجستگی‌های بصری جهت بهبود آستانه JND است که این کار از طریق استفاده از یک متریک بصری کارآمدتر و در نتیجه تعریف تابع هزینه بهتر و حل مناسب‌تر مسأله بهینه‌سازی تشکیل‌شده انجام می‌گیرد. همچنین جهت ارزیابی روش پیشنهادی، آزمایش‌های ذهنی ارائه می‌شود که نشان‌دهندهٔ برتری و کارآمدی قابل ملاحظه روش پیشنهادی است.

ساختار مقاله به این ترتیب است که در بخش دوم روش پیشنهادی بطور کامل بیان می‌شود. ارزیابی‌ها و نتایج تجربی در بخش سوم ارائه می‌شود. درنهایت، در بخش چهارم، به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری مطالب پرداخته می‌شود.



(شکل-۱): نمودار بلوکی کلی مدل پیشنهادی

(Figure-1): Block diagram of the proposed model.

۲- روش پیشنهادی

همان‌طور که بیان شد، بیش‌تر قریب به اتفاق مدل‌های JND موجود از لحاظ توجه بصری، یکنواخت هستند، یعنی با فرض یکسان‌بودن میزان اهمیت بصری در تمامی صحنه به‌دست آمده‌اند و در آن‌ها تأثیر توجه بصری و برجستگی‌های بصری لحاظ نشده است که این باعث فاصله داشتن آستانه JND به‌دست‌آمده از مقدار واقعی و بهینهٔ آن می‌شود. از طرف دیگر، همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، به‌دلیل سازوکار توجه بصری، مقدار آستانه‌های بصری در نواحی برجسته از آستانه‌های بصری در نواحی غیربرجسته پایین‌تر هستند. به همین منظور، در این مقاله با لحاظ‌کردن توجه بصری و مقدار برجستگی تصویر در نقاط مختلف، یک مدل JND غیریکنواخت (از لحاظ توجه بصری) پیشنهاد می‌شود که در آن آستانه‌های JND توسط مفهوم برجستگی بصری تنظیم و اصلاح می‌شود.

شکل (۱) نمایی کلی از مدل پیشنهادی است که در آن I_{ref} تصویر اولیه است که می‌خواهیم برای آن نقشه JND را تعیین کنیم، JND، نقشه JND ناشی از هر مدل یکنواخت دلخواه موجود است که قرار است با بهره‌بردن از برجستگی‌های بصری آن را بهبود دهیم IJND[1] نقشه JND بهبودیافته ناشی از مدل غیریکنواخت پیشنهادی است. مدل غیریکنواخت پیشنهادی قابلیت استفاده از هر مدل یکنواخت دلخواه موجود را به‌عنوان مدل پایه اولیه (JND) دارد؛ ولی از آنجا که مدل‌های حوزه پیکسلی برای محاسبه JND نیاز به انتقال به حوزه زیرباند را ندارند و از لحاظ محاسباتی ساده‌تر هستند، روش پیشنهادی نیز از یک مدل یکنواخت که در همین اواخر در حوزه پیکسلی ارائه شده و نتایج خوبی به‌همراه داشته [23] به‌عنوان مدل پایه اولیه (یعنی JND) استفاده کرده و آن را بهبود می‌دهد.

همان‌طور که در شکل (۱) مشاهده می‌شود IJND با استفاده از یک تابع (ذاتاً غیرخطی) از JND و نقشه برجستگی‌های تصویر (SM) ورودی به‌دست می‌آید. درحقیقت IJND گونه هدایت (کنترل) شده JND با تابع مدولاسیون برجستگی f است که این هدایت‌شدگی با توجه به برجستگی‌های بصری تصویر به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$IJND = f\,(JND,SM), \qquad (۱)$$

که در آن، SM نقشه برجستگی تصویر ورودی است. بدیهی است با توجه به رابطه (۱)، هر چه مدل پایه اولیه (یعنی JND) و نقشه برجستگی (یعنی SM) و همچنین تابع مدولاسیون برجستگی مناسب‌تری استفاده شود IJND بهتری حاصل می‌شود. در این مقاله، برای مدل پایه اولیه JND ،همان‌طور که اشاره شد، از مدل مناسب ارائه‌شده در [23] استفاده می‌شود و برای نقشه برجستگی SM نیز با

[1] Improved JND (IJND)

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

توجه به نتایج به‌دست‌آمده، مدل مناسب و کارآمد ارائه‌شده در [24] به‌کار گرفته می‌شود؛ لذا با توجه به رابطه (۱)، تنها عامل باقیمانده جهت رسیدن به IJND مناسب، تخمین مناسب تابع مدولاسیون f است که این کار در این مقاله با در نظر گرفتن یک فرم کلی برای تابع غیرخطی f و سپس تعیین پارامترهای اصلی آن از طریق یک فرآیند بهینه‌سازی انجام می‌گیرد. برای این منظور و پرهیز از اضافه‌شدن پیچیدگی و بار محاسباتی، در اینجا از تابع خطا[1] (به‌اختصار crf) که غیرخطی بوده و فقط یک ضریب مجهول دارد برای تابع مدولاسیون برجستگی مطابق زیر استفاده می‌شود:

$$h(\mathbf{S}(x),\alpha) = 1 + erf(\alpha \mathbf{S}(x)) = 1+\frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^{\alpha \mathbf{S}(x)} e^{-t^2}\, dt, \quad (۲)$$

که در آن، $S(x)$ برجستگی نرمالیزه‌شده در پیکسل x و $crf(\alpha(S(x)))$ مقدار تابع خطا در پیکسل x است که با یک ضریب α تعریف می‌شود. با تغییر پارامتر تابع خطا، شکل آن می‌تواند از خطی تا غیرخطی تغییر کند. برای تعیین پارامتر تابع مدولاسیون (یعنی ضریب α) که درواقع تعیین‌کننده میزان غیرخطی‌بودن آن است، ابتدا تابع هزینه[2] زیر را تعریف می‌کنیم:

$$J(\mathbf{I}_{noisy}(\alpha)|\mathbf{I}_{ref},\mathbf{S}) = D(\mathbf{I}_{ref},\mathbf{I}_{noisy}(\alpha)) - \lambda\, MSE(\mathbf{I}_{ref},\mathbf{I}_{noisy}(\alpha)), \quad (۳)$$

که در آن، J تابع هزینه، MSE[3] میانگین مربعات خطا (یا انرژی نوفه)، I_{ref} تصویر مرجع اصلی است که می‌خواهیم برای آن نقشه JND را تعیین کنیم، I_{noisy} نسخهٔ نوفه‌ای‌شده تصویر اصلی است که این افزودن نوفه با توجه به نقشه JND بهبودیافته (یعنی IJND) انجام می‌گیرد، به‌عبارت دیگر، قدر مطلق دامنه نوفه اضافه‌شده در هر نقطه از تصویر برابر با اندازه آستانه IJND در آن نقطه است. انرژی نوفه افزوده‌شده به تصویر اصلی یعنی انرژی نوفه موجود در I_{noisy} با جمله دوم در رابطه (۳) به دست می‌آید. در مسأله مورد نظر ما می‌خواهیم کیفیت بصری I_{noisy} تا حد امکان مشابه I_{ref} باشد؛ چون نوفه اضافه‌شده توسط مدل IJND هدایت و کنترل می‌شود و لذا اگر مدل پیشنهادی به‌خوبی عمل کند نوفه اضافه‌شده نباید قابل درک و مشاهده باشد. برای اندازه‌گیری میزان مرئی‌بودن نوفه اضافه‌شده، از جمله نخست رابطه (۳) استفاده می‌کنیم. در این جمله، $D(I_{ref},I_{noisy})$ یک معیار ارزیابی عینی کیفیت بصری تصویر با مرجع FR-IQA[4] است [25-28] که از نظر بصری نشان‌دهندهٔ فاصله بین تصویر مرجع اصلی (یعنی I_{ref}) و نسخهٔ نوفه‌ای‌شده تصویر اصلی (یعنی I_{noisy}) است. هر چه مقدار این عبارت کمتر باشد، کیفیت بصری تصویر نوفه‌ای تولیدشده به کیفیت بصری تصویر خام اصلی نزدیک‌تر خواهد بود. با توجه به کارآمدی معیار شباهت ساختاری وزن‌دارشده مبتنی بر محتوای اطلاعاتی IW-SSIM[5] [28] و همچنین امکان لحاظ‌کردن برجستگی بصری در آن، در این مقاله ما از IW-SSIM بعنوان معیار ارزیابی عینی کیفیت بصری تصویر استفاده می‌کنیم؛ درنهایت در رابطه (۳)، λ یک پارامتر کنترلی جهت کنترل میزان اهمیت و مشارکت دو جمله MSE و D در تابع هزینه تعریف‌شده، است. شکل (۲) نمای همراه با جزئیات کامل‌تر نمودار بلوکی پیشنهادی را نشان می‌دهد که جزئیات عملکرد آن در ادامه تشریح می‌شود.

۱-۲- تولید نقشه JND یکنواخت اولیه

همان‌طورکه بیان شد، در این مقاله ما قصد داریم که مدل JND غیریک‌نواختی را ارائه دهیم که با درنظرگرفتن یک مدل JND یک‌نواخت دلخواه موجود به‌عنوان مدل پایه اولیه (JND) و بهره‌بردن از برجستگی‌های بصری، آن را بهبود دهد. با لحاظ‌کردن دو عامل سادگی محاسباتی و کارآیی، در این مقاله ما از مدل JND یک‌نواختی که در همین اواخر در [23] ارائه شده به‌عنوان مدل پایه اولیه (یعنی JND) استفاده کرده و آن را بهبود می‌دهیم. مدل یادشده به‌دلیل پیاده‌سازی در حوزه پیکسل، نسبت به مدل‌های حوزه زیرباند از لحاظ محاسباتی ساده‌تر و همچنین با توجه به نتایج ارائه‌شده در [23] از کارآیی بهتری هم نسبت به روش‌های مشابه موجود برخوردار است. با توجه به این‌که هر چه میزان پیچیدگی یک الگو بیشتر باشد، نقاب‌های بصری قوی‌تری وجود خواهد داشت، در [23] ابتدا تنوع زاویه‌ای و جهت‌های مختلف پیکسل‌ها را به‌عنوان معیاری جهت تعیین پیچیدگی یک الگو تعریف می‌کند؛ سپس با ترکیب پیچیدگی الگو و نقاب‌گذاری وضوح، یک تابع نقاب‌گذاری مکانی[6] جدید به‌صورت زیر تعریف می‌کند:

$$M_S(x) = max\,\{M_P(x), M_C(x)\}, \quad (۴)$$

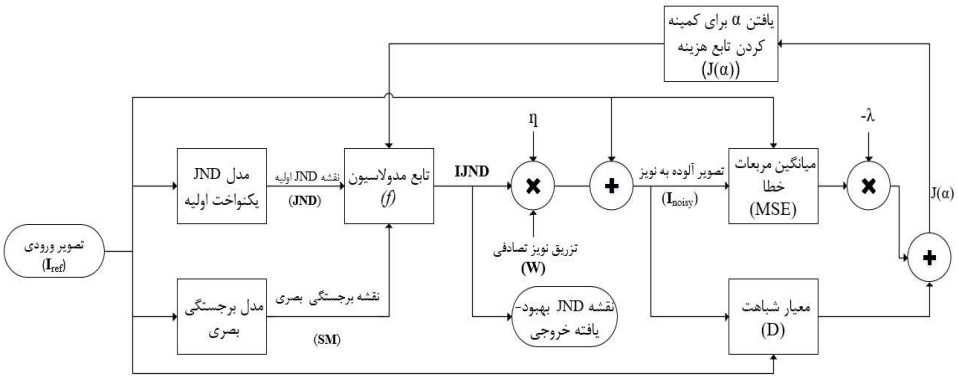
[1] Error Function
[2] Cost Function
[3] Mean Square Error (MSE)

[4] Full-Reference Image Quality Assessment
[5] Information Content Weighted Structural SIMilarity (IW- SSIM)
[6] Spatial Masking

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

که در آن، M_S اثر نقاب‌گذاری مکانی کل، M_C اثر نقاب‌گذاری وضوح و M_P اثر نقاب‌گذاری الگویی است. در نهایت با ترکیب نقاب‌گذاری مکانی فوق و تطبیق روشنایی L_A، آستانه JND پیکسل x ($T_{JND}(x)$) توسط رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$T_{JND}(x)=L_A(x)+M_S(x)-0.3\,min\{L_A(x),M_S(x)\}. \quad (۵)$$



(شکل-۲): نمودار بلوکی مفصل‌تر مدل پیشنهادی برای بهبود تخمین آستانه JND با استفاده از برجستگی بصری.

(Figure-2): More detailed block diagram of the proposed model to improve the JND threshold estimation using visual saliency

۲-۲- تولید نقشه برجستگی بصری

برای تخمین برجستگی بصری و تولید نقشه برجستگی جهت استفاده در روش پیشنهادی، دو رهیافت متفاوت زیر قابل استفاده است:

الف) استفاده از یک مدل محاسباتی مشهور برای تخمین برجستگی بصری، همانند مدل‌های ارائه‌شده در [14]، [24]، [29] و [30]. گر چه مدل‌های محاسباتی موجود به‌طورمعمول چندان دقیق نیستند، اما به‌علت جنبه‌های کاربردی و تجاری‌سازی، استفاده از این مدل‌های محاسباتی امری لازم و اجتناب‌ناپذیر است.

ب) استفاده از یک پایگاه داده تصاویر (همانند [31]) است که نقشه‌های برجستگی بصری آن‌ها توسط آزمایش‌های ردیابی چشم[1] به‌دست آمده است. مزیت استفاده از این روش این است که با استفاده از این روش، می‌توان به مقدار واقعی برجستگی‌های بصری تصاویر مختلف دست یافت.

با توجه به مزایا و معایب دو رهیافت بالا، ما سعی کرده‌ایم از مدلی جهت تولید نقشه برجستگی استفاده کنیم که تا حد امکان مزایای هر دو رهیافت را داشته باشد؛ لذا با توجه به نتایج ارائه‌شده در [24] و همچنین [32]، ما از مدل محاسباتی [24] که هم دارای دقت بسیار خوبی است و هم قابلیت اعمال بر روی هر تصویر دلخواه را دارد (جنبه کاربردی و تجاری‌سازی) استفاده کرده‌ایم. درواقع، در [24] نقشه خیرگی[2] چشم توسط یک شبکه پیش‌خور[3] محاسبه و یک مدل جدید ارائه شده که توانایی پیش‌بینی دقیق نقشه برجستگی را از طریق ترکیب و یکی‌کردن سازوکارهای توجه عصبی دارد. هسته اصلی راه حل پیشنهادی، یک حافظه طولانی کوتاه‌مدت کانولوشنی[4] است که روی برجسته‌ترین نواحی تصویر ورودی متمرکز شده و مکرر، نقشه برجستگی پیش‌بینی‌شده را اصلاح می‌کند.

۲-۳- تولید نقشه JND غیریکنواخت بهبودیافته

پس از آشناشدن با نحوه تولید نقشه‌های JND یکنواخت اولیه و برجستگی بصری، حال به تشریح چگونگی استفاده از نقشه برجستگی جهت بهبود مدل JND اولیه و تولید نقشه JND غیریکنواخت بهبودیافته می‌پردازیم. با توجه به روابط (۱) و (۲)، مقدار JND غیریکنواخت پیکسل x (یعنی IJND(x)) به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$IJND(x) = JND(x) \odot h(S(x),\alpha), \quad (۶)$$

که در آن، ⊙ نشان‌دهندهٔ ضرب پیکسلی و JND(x) مقدار JND یکنواخت پیکسل x است؛ درنتیجه، در این قسمت، هدف، یافتن نقشه JND دقیق‌تری از تصویر ورودی است؛ به‌نحوی که با تزریق نوفه بر اساس مقادیر تعیین‌شده در این

[1] Eye-Tracking

[2] Gaze Map

[3] Feed-Forward Network

[4] Convolutional Long Short-Term Memory (LSTM)

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

نقشه، بتوان تصویر نوفه‌ای قابل قبولی به‌لحاظ کیفیت بصری نسبت به تصویر اولیه به‌دست آورد. برای تولید تصویر نوفه‌ای‌شده I_{noisy} با استفاده از تصویر مرجع I_{ref} و بر اساس نقشه JND بهبودیافته (یعنی IJND) از رابطه زیر استفاده می‌کنیم:

$$I_{noisy}=I_{ref}+\eta\, IJND\odot W, \qquad (۷)$$

که در آن، W ماتریسی با ابعادی یکسان با تصویر مرجع (I_{ref}) و با درایه‌های تصادفی 1+ و یا 1- است و η پارامتری کنترلی جهت تنظیم میزان انرژی نوفه تزریقی که توسط PSNR[1] و یا MSE محاسبه می‌شود، است. دلیل استفاده از ماتریس تصادفی W، جلوگیری از ایجاد اثرات و الگوهای ساختگی و تصنعی در تصویر نویزی حاصله است. توجه دارید که در هنگام مقایسه عملکرد و کیفیت مدل‌های مختلف JND با یکدیگر، ابتدا یک سطح نوفه مشخص را به‌وسیلهٔ یکی از مدل‌ها به یک تصویر نمونه تزریق می‌کنیم؛ سپس همان نوفه (یعنی ماتریس W) را توسط مدل دیگر به همان تصویر اضافه کرده و با استفاده از پارامتر η، انرژی نوفه در تصویر دوم را به‌گونه‌ای تغییر می‌دهیم تا PSNR و یا MSE هر دو تصویر نوفه‌ای حاصله با یکدیگر برابر شود. تحت انرژی یکسان نوفه، مدلی که دارای کیفیت ادراکی بهتری باشد، مدل بهتری خواهد بود.

همان‌طور که اشاره شد، ما به‌دنبال آن هستیم تا با داشتن نقشه برجستگی، مدل JND بهبودیافته‌ای (IJND) را به دست آوریم بطوریکه کیفیت بصری I_{noisy} مشابه I_{ref} باشد. با توجه به رابطه (۳)، این معادل آن است که $D(I_{ref},I_{noisy})$ تا حد امکان کوچک باشد و در عین حال برای به‌دست‌آوردن بزرگ‌ترین سطوح آستانه JND ممکن، انرژی نوفه ($MSE(I_{ref},I_{noisy}(\alpha))$) می‌بایست تا حد امکان بیشینه شود. این خواسته با کمینه‌سازی تابع هزینه (۳) برآورده می‌شود؛ لذا، ما با یک مسأله بهینه‌سازی به‌صورت زیر مواجه هستیم:

$$\arg\min_{\alpha} J\left(I_{noisy}(\alpha)|I_{ref},S\right)= \arg\min_{\alpha}\left\{D\left(I_{ref},I_{noisy}(\alpha)\right) - \lambda\, MSE\left(I_{ref},I_{noisy}(\alpha)\right)\right\} \qquad (۸)$$

همان‌طورکه پیشتر بیان شد، برای متریک $D(I_{ref},I_{noisy})$ از معیار کارآمد IW-SSIM [28] مطابق زیر استفاده می‌کنیم:

$$D(I_{ref},I_{noisy}(\alpha))= 1 - IWSSIM, \qquad (۹)$$

[1] Peak Signal To Noise Ratio (PSNR)

که در آن، IWSSIM مقدار شباهت ساختاری وزن‌دار بین تصاویر I_{noisy} و I_{ref} است. صرف‌نظر از کارآمدی اثبات‌شده معیار IW-SSIM [28] آنچه که باعث مناسب‌بودن استفاده این معیار در روش ما می‌شود، وجود وزن‌هایی مهم و مؤثر در تعیین شباهت ساختاری بین تصاویر I_{noisy} و I_{ref} است که در این مقاله سازوکار تعیین وزن با استفاده از نقشه برجستگی است.

برای حل مسأله بهینه‌سازی (۸)، از روش گوسی-نیوتن تصادفی استفاده شده که به‌منظور یافتن دقیق‌تر نقطه بهینه، فرآیند بهینه‌سازی یکصدبار تکرار و در هر بار اجرا، نقطه شروع فرآیند بهینه‌سازی به‌صورت تصادفی تعیین شده است. همچنین جهت رسیدن به بهترین جواب در روش پیشنهادی، مقادیر λ=50 و η=1 استفاده شده‌اند که از طریق تجربی به‌دست آمده است.

۳- نتایج تجربی

در این مقاله به‌منظور ارزیابی روش پیشنهادی، آزمایش‌های مختلفی انجام شده است. به‌منظور پیاده‌سازی روش پیشنهادی، از بانک‌های اطلاعاتی ردیابی چشم [31] استفاده شده است. این بانک اطلاعاتی حاوی ۱۰۰۳ تصویر RGB با رزولوشن ۱۰۲۴×۷۶۸ پیکسل است. این بانک اطلاعاتی حاوی تصاویر متنوعی از تصاویر چهره تا تصاویر مناظر و چشم‌اندازهای طبیعی است که ده تصویر از این مجموعه جهت انجام آزمایش‌ها انتخاب شده‌اند (تصاویر نشان داده‌شده در شکل (۳)).

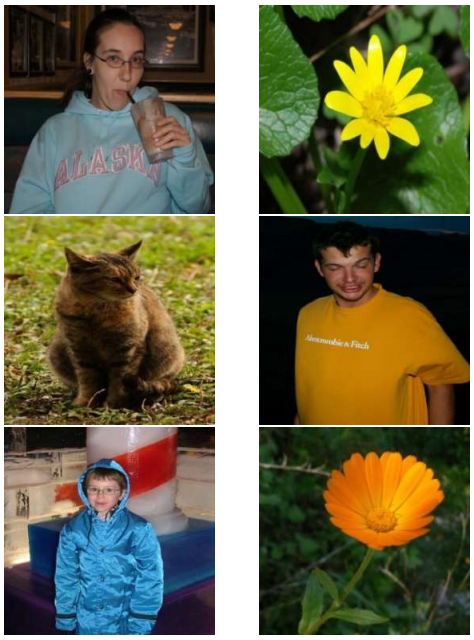
از آن‌جایی‌که بهترین روش ارزیابی کیفیت تصاویر، روش مبتنی بر آزمایش‌های ذهنی[2] است، به‌منظور ارزیابی دقت و عملکرد واقعی مدل پیشنهادی در تخمین JND برای یک تصویر، از آزمایش‌های ذهنی استفاده می‌کنیم. برای این منظور استفاده از روش مشهور 2AFC[3] [33] پیشنهاد می‌شود. در این آزمایش، مدل پیشنهادی ما با مدل JND یکنواخت مقایسه می‌شود. در 2AFC، از شرکت‌کنندگان خواسته می‌شود که بین دو تصویر (یکی تصویر نوفه‌ای‌شده با استفاده از مدل JND یکنواخت و دیگری تصویر نوفه‌ای‌شده با استفاده از مدل پیشنهادی)، تصویری که کیفیت بهتری را دارد، انتخاب کنند. برای شرکت در این آزمون، از نوزده شرکت‌کننده خواسته شد که به دو تصویر کنار هم (با فاصله

[2] Subjective Test
[3] Two Alternative Forced Choice

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

عمودی یکسان و یک فاصله افقی یک سانتی‌متری) بر روی یک پس‌زمینه نیمه خاکستری نگاه کنند. هر تصویر به‌مدت پنج ثانیه نمایش داده شد و پس از آن، پس‌زمینهٔ نیمه‌خاکستری به‌مدت پنج ثانیه نمایش داده شد. از شرکت‌کنندگان خواسته شد در طول بازه زمانی پنج ثانیه دوم تصویر با کیفیت بهتر را، صرف نظر از میزان اطمینان از تصمیم خود، در پاسخ نامه مشخص کنند (تصویر سمت چپ و یا سمت راست). شرکت‌کنندگان در مورد نحوه قرارگیری تصاویر اطلاعی نداشتند و نمی‌دانستند که کدام تصویر، تصویر نوفه‌ای‌شده با استفاده از مدل پیشنهادی است و کدام یک، تصویر نوفه‌ای‌شده با استفاده از مدل JND یکنواخت است. همچنین به‌منظور مقابله با سوگیری افراد، به‌صورت اتفاقی، نیمی از تصاویر نوفه‌ای‌شده مدل پیشنهادی در سمت راست صفحه و نیمی دیگر در سمت چپ صفحه قرار داده شد و هر آزمایش با جابه‌جاکردن تصاویر سمت چپ و راست دو بار انجام گرفت. آزمایش در اتاقی ساکت با نوزده شرکت‌کننده انجام گرفت. تمامی شرکت‌کنندگان بینایی سالم و یا بینایی تصحیح‌شده داشتند. در این آزمایش از صفحه نمایش ۱۵/۶ اینچ ASUS با وضوح ۳۸۴۰×۲۱۶۰ استفاده شد. سطح روشنایی مانیتور ٪۵۰، روشنایی اتاق در حدود LUX ۳۲۰-۲۹۰ و فاصله بین صفحه نمایش و شرکت‌کنندگان، پنجاه سانتیمتر تنظیم شد. قبل از شروع آزمایش به هر شرکت‌کننده نحوه انجام آزمایش توضیح داده شد. مدت زمان تقریبی هر آزمایش برای هر شرکت‌کننده در حدود دوازده دقیقه بود.





(شکل-۳): مجموعه تصاویر انتخابی جهت انجام آزمایش‌ها، از بالا راست تا پایین چپ به‌ترتیب از ۱ تا ۱۰ شماره‌گذاری شده‌اند.

(Figure-3): Image set for subjective viewing test, from top right to bottom left, they are named as 1-10.

در جدول (۱)، بر روی ده تصویر انتخابی شکل (۳)، آزمایش‌های ذهنی صورت گرفته شده است. تصاویر در سه گروه مورد سنجش قرار گرفته‌اند. تصاویر گروه A، تصاویری هستند که در آن تابع هزینه کمترین مقدار را دارد. از آنجا که کمترین مقدار تابع هزینه باعث متفاوت‌بودن مقدار PSNR تصاویر می‌شود در گروه B تصاویری با مقدار PSNR یکسان (در حدود ۲۸ دسی‌بل) ارزیابی شده و در گروه C، تصاویر در PSNRهای پایین (در حدود ۲۱ دسی‌بل) مورد سنجش قرار گرفته است.

در جدول (۱)، در ستون دوم مجموع تعداد رأی‌هایی که تصویر نوفه‌ای‌شده توسط مدل JND یک‌نواخت را دارای کیفیت بهتر می‌دانند و در ستون سوم، مجموع رأی‌هایی که تصویر نوفه‌ای تولیدشده توسط مدل پیشنهادی دارای کیفیت بهتر می‌دانند، نوشته شده است. برای سنجش اهمیت آماری نتایج به‌دست‌آمده، از یک آزمون (χ^2) [25] استفاده شد که خروجی آن موسوم به مقدار p است [25]. فرض پوچ[2] در این آزمون آن است که هیچ تفاوتی بین تصویر نوفه‌ای‌شده توسط مدل JND یکنواخت و تصویر نوفه‌ای تولیدشده به‌وسیلهٔ مدل پیشنهادی وجود ندارد. به‌عبارت دیگر فرض می‌شود که اگر فرض پوچ صحیح باشد،

[1] Two-Sided Pearson's Chi-Square (χ^2) Test
[2] Null Hypothesis

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

نیمی از شرکت‌کنندگان به تصویر اصلی و نیمی دیگر به تصویر حاصل از مدل پیشنهادی رأی داده‌اند. احتمال اینکه فرض پوچ برقرار باشد، دراصطلاح مقدار p نامیده می‌شود. به‌عنوان یک قاعده کلی، وقتی $p < 0.05$ است، فرضیه پوچ اولیه رد می‌شود و این بدین معنی است که یک تصویر تعداد قابل توجهی از آرا را در مقایسه با تصویر دیگر به‌دست آورده است و درنتیجه دارای کیفیت بهتری است. با توجه به جدول (۱)، درمی‌یابیم که در تمامی تصاویر، مقدار p کمتر از ۰/۰۵ بوده است. به عبارتی دیگر، این بیان‌گر آن است که تصویر نوفه‌ای‌شده بر اساس مدل پیشنهادی ما در مقایسه با تصویر نوفه‌ای‌شده بر اساس مدل JND یکنواخت از نظر کیفی برتری مطلق دارد.

(جدول-۱): مقایسه مدل JND غیریکنواخت پیشنهادی با مدل JND یک‌نواخت اولیه بر اساس تعداد آرای جمع آوری‌شده از نوزده شرکت‌کننده (هر شرکت‌کننده دو بار).

(Table-1): Comparing the proposed non-uniform JND model and the primary uniform JND model, based on the number of votes collected from 19 participants (each participant twice).

شماره تصویر	JNDمدل یکنواخت اولیه	غیریکنواخت JNDمدل پیشنهادی	p-value
A1	0	38	≈0
A2	0	38	≈0
A3	0	38	≈0
A4	5	33	5.6E-06
A5	5	33	5.6E-06
A6	0	38	≈0
A7	0	38	≈0
A8	6	32	2.47E-05
A9	4	34	1.14E-06
A10	0	38	0
B1	0	38	≈0
B2	0	38	≈0
B3	0	38	≈0
B4	2	36	3.5E-08
B5	3	35	2.1E-07
B6	0	38	≈0
B7	0	38	≈0
B8	0	38	≈0
B9	0	38	≈0
B10	0	38	≈0
C1	0	38	≈0
C2	0	38	≈0
C3	0	38	≈0
C4	0	38	≈0
C5	1	37	1E-08
C6	0	38	7E-10
C7	0	38	≈0
C8	0	38	≈0
C9	0	38	≈0
C10	0	38	≈0
مجموع	26	1114	3.4E-09

(جدول-۲): مقایسه مدل JND غیریکنواخت پیشنهادی با مدل JND یک‌نواخت اولیه بر اساس مقادیر SSIM و IWSSIM.

(Table-2): Comparing the proposed non-uniform JND model and the primary uniform JND model, based on the SSIM and IWSSIM values.

شماره تصویر	SSIM		IWSSIM	
	JNDمدل یکنواخت اولیه	غیر JNDمدل یکنواخت پیشنهادی	JNDمدل یکنواخت اولیه	غیر JNDمدل یکنواخت پیشنهادی
A1	0.85	0.85	0.97	0.9819
A2	0.84	0.84	0.9751	0.984
A3	0.7759	0.769	0.9719	0.9836
A4	0.915	0.9139	0.9735	0.9854
A5	0.849	0.8452	0.9774	0.9859
A6	0.8069	0.7943	0.9744	0.9856
A7	0.6159	0.6085	0.977	0.986
A8	0.9152	0.918	0.9598	0.9765
A9	0.8423	0.8267	0.9723	0.9876
A10	0.8917	0.8878	0.978	0.9837
B1	0.8316	0.8419	0.9642	0.9796
B2	0.7538	0.7515	0.9519	0.9691
B3	0.6851	0.6849	0.943	0.9671
B4	0.8639	0.8639	0.9399	0.9669
B5	0.7776	0.7716	0.9532	0.9718
B6	0.698	0.694	0.9454	0.9702
B7	0.5664	0.5693	0.9398	0.9666
B8	0.8889	0.8954	0.9452	0.9687
B9	0.6874	0.665	0.9723	0.9876
B10	0.8637	0.8605	0.9698	0.9777
C1	0.5718	0.5914	0.8666	0.9203
C2	0.5094	0.5172	0.8441	0.9014
C3	0.5235	0.5307	0.8389	0.903
C4	0.7651	0.77	0.8732	0.9272
C5	0.6156	0.6083	0.871	0.9239
C6	0.8273	0.5278	0.8658	0.9265
C7	0.5275	0.5325	0.8729	0.9227
C8	0.7733	0.7844	0.869	0.9221
C9	0.5117	0.4907	0.9286	0.9669
C10	0.7042	0.702	0.908	0.9304

جدول (۲) به بررسی اهمیت آزمایش‌های عینی[1] در ارزیابی کیفی تصاویر می‌پردازد. برای بررسی و مقایسه کیفیت تصاویر نویزی‌شده توسط مدل JND یک‌نواخت و مدل JND پیشنهادی از دو معیار ارزیابی کیفیت بصری SSIM و IWSSIM استفاده شده است. در SSIM، تمام نقاط تصویر دارای یک میزان اهمیت است؛ لذا با بررسی ستون دوم و سوم جدول (۲) مشاهده می‌شود که در بعضی از تصاویر، تصویر نوفه‌ای‌شده بر اساس مدل JND یکنواخت دارای مقدار SSIM بیشتری نسبت به مدل پیشنهادی است. با استفاده از SSIM وزن‌دار (یعنی IWSSIM) نقاط مختلف تصویر به‌صورت غیر یکنواخت وزن‌دهی می‌شود و ما با استفاده از این مدل، می‌توانیم وزن نقاط مختلف را با توجه به میزان برجستگی آن‌ها لحاظ کنیم. با بررسی ستون چهارم و پنجم جدول (۲) مشاهده می‌شود که در تمامی تصاویر،

[1] Objective Test

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

تصویر نوفه‌ای‌شده بر اساس مدل پیشنهادی، کیفیت بهتری نسبت به تصویر نوفه‌ای‌شده بر اساس مدل JND یکنواخت دارد. در آزمایش‌های گروه C، به‌خاطر بهتر مشاهده‌شدن تفاوت کیفی بصری دو مدل، میزان نوفه تزریقی به تصویر بالا است. IWSSIM در این حالت، برتری مدل پیشنهادی را نسبت به مدل JND یک‌نواخت بیشتر نمایان می‌کند. گفتنی است که هر الگوریتم ارزیابی کیفیت تصاویر[1] به‌طورمعمول از دو مرحله معیار کیفیت محلی و ادغام[2] تشکیل شده است. معیار ارزیابی IWSSIM بدلیل استفاده از یک فرآیند ادغام کارا که توسط سازوکار وزن‌دهی بر اساس محتوای اطلاعاتی انجام می‌گیرد نسبت به معیار SSIM در ارزیابی کیفی تصاویر کارآمدتر است. در این مقاله، به‌منظور بهبود فرآیند ادغام، برجستگی بصری نقاط در سازوکار وزن‌دهی لحاظ شده و باعث بهبود چشم‌گیر در نتایج حاصله شده است.

(جدول-۳): مقایسه مدل JND غیریکنواخت پیشنهادی با مدل غیریکنواخت SJND ([20]) بر اساس مقادیر IWSSIM

(Table-3): Comparing the proposed non-uniform JND model and the SJND model, based on the IWSSIM values.

شماره تصویر	IWSSIM	
	مدلSJND	مدل JND غیریکنواخت پیشنهادی
A1	0.9776	0.9812
A2	0.9741	0.984
A3	0.973	0.984
A4	0.999	0.985
A5	0.9888	0.9858
A6	0.9737	0.9855
A7	0.9619	0.9858
A8	0.9721	0.9769
A9	0.9731	0.9878
A10	0.9883	0.9839
B1	0.9574	0.9752
B2	0.9507	0.9611
B3	0.9581	0.9646
B4	0.9576	0.9644
B5	0.9601	0.9655
B6	0.9587	0.9642
B7	0.9405	0.9585
B8	0.9561	0.9644
B9	0.9584	0.9641
B10	0.9699	0.9739
C1	0.8778	0.9146
C2	0.9507	0.9611
C3	0.8772	0.8799
C4	0.9165	0.9218
C5	0.8884	0.9059
C6	0.8776	0.8941
C7	0.835	0.8868
C8	0.8661	0.8935
C9	0.8762	0.896
C10	0.9237	0.9146

[1] Image Quality Assessment (IQA)
[2] Pooling

در جدول (۳) همانند جدول (۲) اهمیت آزمایش‌های عینی در ارزیابی کیفت تصاویر مورد ارزیابی قرار گرفته و مقدار IWSSIM مدل JND غیریکنواخت پیشنهادی و مدل غیر یکنواخت ارائه‌شده در [20] معروف به مدل SJND مورد مقایسه قرار گرفته است. بررسی و مقایسه مقادیر IWSSIM مدل پیشنهادی و مدل SJND، نشان‌دهندهٔ برتری مدل پیشنهادی در بیشتر تصاویر آزمایش است.

پیچیدگی محاسباتی مدل JND غیریک‌نواخت پیشنهادی در جدول (۴) مورد ارزیابی قرار گرفته است. بدین منظور سه مدل JND برروی لپ تاپ (7 core- Intel i7-6700HQ CPU 2.60GHZ- 8GIG RAM) مورد ارزیابی قرار گرفتند.

(جدول-۴): پیچیدگی محاسباتی سه مدل JND

(Table-4): Computational complexity analysis of different JND models.

مدل	JND یکنواخت (pattern complexity)	JND غیریکنواخت پیشنهادی	SJND
زمان	1.08s	1.32s	3.57s

در شکل (۳) تصویر یازدهم (تصویر گل با ابعاد ۳×۵۸۵×۶۱۹) برای انجام آزمایش مورد استفاده قرار گرفته است. همان‌طور که مشاهده می‌شود زمان اجرای مدل JND غیریکنواخت پیشنهادی خیلی بهتر از مدل SJND است؛ اما در مقایسه با مدل JND یک‌نواخت زمان اجرا اندکی افزایش یافته است. این افزایش زمان به این دلیل است که مدل JND پیشنهادی بهبودیافته و غیریک‌نواخت‌شده مدل JND یکنواخت است.

شکل (۴) به مقایسه شهودی و بصری مدل JND پیشنهادی و مدل JND یکنواخت می‌پردازد. نوفه تزریقی به دو مدل یکسان و الگوی آن (ماتریس W) نیز یکسان است تا مقایسه دو مدل در شرایط یکسان انجام شود. مقایسه دو ستون سمت چپ نشان می‌دهد که کیفیت مدل پیشنهادی بهتر است.

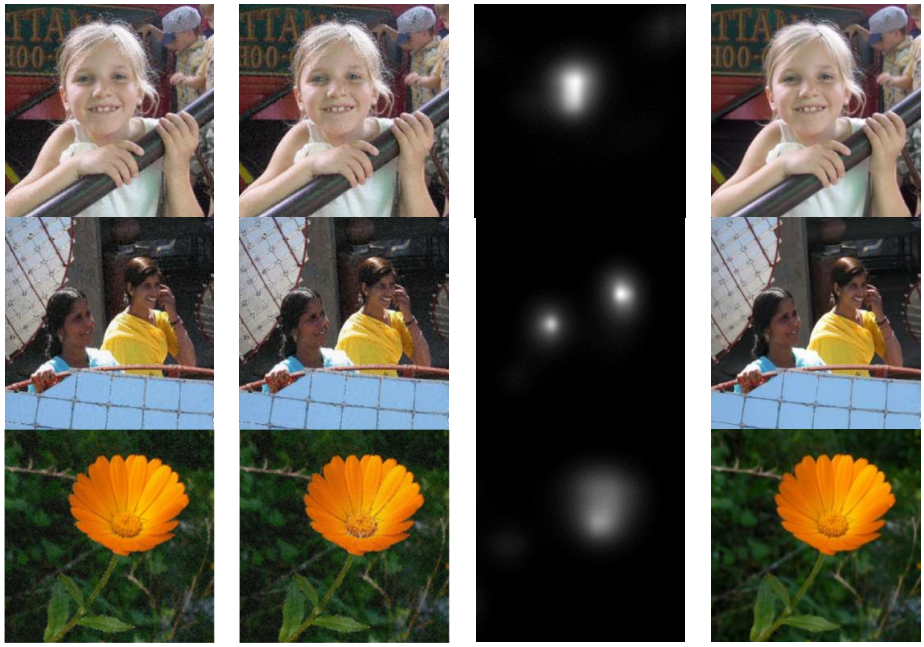
۴- نتیجه‌گیری

برخلاف پژوهش‌های فراوانی که در زمینه تخمین JND انجام شده است، تعداد بسیار اندکی از مقالات، اثر برجستگی بصری را در تعیین JND و بهبود آن در نظر گرفته‌اند. در این مقاله، با درنظرگرفتن سازوکار توجه بصری و بهره‌گرفتن از برجستگی بصری که منجر به غیریک‌نواخت‌شدن اهمیت نقاط مختلف یک تصویر می‌شود، مدل بهبودیافته غیریک‌نواختی برای تخمین آستانه JND تصاویر ارائه کردیم.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

مدل پیشنهادی که قابلیت اعمال روی هر مدل JND یکنواخت دلخواه را دارد با به‌کارگیری یک تابع مدولاسیون غیرخطی، آستانه‌های JND نواحی مختلف تصویر را با توجه به برجستگی بصری آنها بهبود می‌دهد. تعیین پارامتر تابع غیرخطی مدولاسیون در قالب یک مسأله بهینه‌سازی مدل‌سازی و کمینه‌سازی تابع هزینه پیشنهادی منجر به یافتن مدل JND غیریک‌نواخت بهبودیافته شد. تابع هزینه پیشنهادی به‌گونه‌ای طراحی شده است که با توجه به میزان کیفیت بصری، نوفه بیشینه‌ای را به تصویر تزریق می‌کند.

اگر چه ایده کلی استفاده از برجستگی‌های بصری جهت بهبود آستانه JND درقبل به‌طور بسیار محدود و ساده مطرح و استفاده شده اما به‌دلیل عدم پرداخت شایسته به آن، ظرفیت بالقوه بالای آن در جهت بهبود تخمین JND مغفول مانده است. در این مقاله تلاش شد تا با نگاهی دقیق‌تر و عمیق‌تر این مسأله بررسی شود و با استفاده کاراتر از برجستگی‌های بصری جهت بهبود آستانه JND، مدلی کارآمدتر نسبت به مدل‌های اندک موجود ارائه شود.



(شکل-۴): سه مثال بصری جهت مقایسه کیفیت بصری مدل پیشنهادی با مدل JND یکنواخت در PSNR یکسان. از راست به چپ: تصاویر اصلی، نقشه‌های برجستگی بصری، تصاویر تولیدشده بر اساس مدل JND یکنواخت و تصاویر تولیدشده بر اساس مدل پیشنهادی. در ردیف اول و ستون‌های سوم و چهارم مقدار PSNR برابر ۲۱/۸۴ دسی‌بل می‌باشد، در ردیف دوم و ستون‌های سوم و چهارم مقدار PSNR برابر ۲۱/۹۳ دسی‌بل می‌باشد، در ردیف سوم و ستون‌های سوم و چهارم مقدار PSNR برابر ۲۱/۶۱ دسی‌بل می‌باشد.

(Figure-4): Three visual examples for comparing the visual quality of the proposed model with the uniform JND model in the same PSNR. From right to left: Original images, visual saliency maps, generated images based on the uniform JND model and generated images based on the proposed model. In the first row and in the third and fourth columns, the PSNR value is equal to 21.84 dB, in the second row and the third and fourth columns, the PSNR value is equal to 21.93 dB, in the third row and the third and fourth columns, the PSNR value is equal to 21.61 dB.

مجموعه عواملی که باعث کارآمدی روش پیشنهادی چه از نظر سادگی محاسباتی، چه از لحاظ دقت و چه کاربردی‌بودن آن می‌شود عبارتند از:

۱- انتخاب مناسب تابع غیرخطی مدولاسیون که هم شرایط مطلوب مورد نیاز را برآورده می‌سازد و هم از سادگی لازم و کمینه پیچیدگی برخوردار است. این امر هم در ساده‌تر شدن مسأله بهینه‌سازی تشکیل شده (و درنتیجه حل آن) و هم در استفاده مناسب از برجستگی بصری و رسیدن به نتایج مطلوب تأثیرگذار است. همچنین از مزایای روش پیشنهادی، تعیین پارامتر تابع مدولاسیون غیرخطی به‌صورت تطبیقی بر اساس محتوای تصویر است.

۲- انتخاب مناسب هم مدل JND پایه که در عین سادگی (به‌دلیل پیاده‌سازی در حوزه پیکسلی)، از دقت خوبی نیز برخوردار است و هم مدل محاسباتی تخمین برجستگی بصری که در عین دقیق‌بودن، کاربردی نیز است و با شرایط واقعی مطابقت دارد.

۳- با توجه به مسأله بهینه‌سازی تشکیل‌شده و نقش

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

تعیین‌کننده متریک $D(\mathbf{I}_{ref},\mathbf{I}_{noisy})$ در حل آن، انتخاب معیار کارآمد IWSSIM که هم به‌طور مناسبی منعکس‌کننده میزان شباهت‌های بصری است، و هم با لحاظ‌کردن اثر برجستگی بصری در مکانیزم وزن‌دهی، باعث استفاده کارآمدتر از برجستگی‌های بصری می‌شود و همچنین منجر به سخت‌شدن حل مسأله بهینه‌سازی تشکیل‌شده نمی‌شود، بسیار مهم و کلیدی است.

درنهایت، کلیه آزمایش‌های ذهنی و عینی انجام‌شده جهت ارزیابی روش پیشنهادی که بر روی ده تصویر انتخابی از بانک اطلاعاتی MIT (شکل (۳)) انجام گرفته، نشان‌دهنده بهبودی قابل ملاحظه روش پیشنهادی در تخمین دقیق‌تر آستانه‌های JND است.

۵- مراجع 5- References

[1] A. B. Watson, Digital Images and Human Vision. The MIT press, 1993.

[2] F. A. A. Kingdom, Psychophysics: A Practical Introduction. Academic press, 2009.

[3] X. K. Yang, W. S. Lin, Z. K. Lu, E. P. Ong, and S. S. Yao, "Just noticeable distortion model and its applications in video coding," *Signal Process.: Image Community*, vol. 20, no. 7, pp. 662–680, 2005.

[4] X. Yang, W. Lin, Z. Lu, E. Ong, S. Yao, "Motion-compensated residue pre-processing in video coding based on just-noticeable-distortion profile," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Techno,* vol. 15, no. 6, pp. 742–752, 2005.

[5] H. R. Wu, A. R. Reibman, W. Lin, F. Pereira, and S. S. Hemami, "Perceptual visual signal compression and transmission," *Proceedings of The IEEE*, vol. 101, no. 9, pp. 2025–2043, 2013.

[6] C. H. Chou and K. C. Liu, "A perceptually tuned watermarking scheme for color images," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 19, no. 11, pp. 2966 – 2982, 2010.

[7] W. Lin and C. J. Kuo, "Perceptual visual quality metrics: A survey," *J. Visual Communication and Image Representation*, vol. 22, no. 4, pp. 297–312, 2011.

[8] A. Liu, W. Lin, M. Paul, C. Deng, and F. Zhang, "Just noticeable difference for images with decomposition model for separating edge and textured regions," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technolo,* vol. 20, no. 11, pp. 1648–1652, 2010.

[9] X. Zhang, W. Lin, and P. Xue, "Just-noticeable difference estimation with pixels in images," *J. Vis. Commun. Image Represent*, vol. 19, no. 1, pp. 30–41, 2008.

[10] C. H. Chou and Y. C. Li, "A perceptually tuned subband image coder based on the measure of just-noticeable distortion profile," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol*, vol. 5, no. 6, pp. 467–476, 1995.

[11] Z. Wei and K. Ngan, "Spatio-temporal just noticeable distortion profile for grey scale image/video in dct domain," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technology,* vol. 19, no.3, pp. 337–346, 2009.

[12] J. Wu, W. Lin, G. Shi, X. Wang, and F. Li, "Pattern masking estimation in image with structural uncertainty," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 22, no. 12, pp. 4892–4904, 2013.

[13] J. Wu, L. Li, W. Dong, G. Shi, W. Lin, C. J. Kuo, "Enhanced just noticeable difference model for images with pattern complexity," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 26, no. 6, pp. 2682-2693, 2017.

[۱۴] مهدی بنی‌طالبی دهکردی، عباس ابراهیمی‌مقدم، مرتضی خادمی، هادی هادی‌زاده. "تشخیص نقاط برجسته تصاویر با استفاده از نمونه‌برداری فشرده در حوزه موجک". فصل‌نامه پردازش علائم و داده‌ها. دوره ۱۶ شماره (۴) ،۵۹-۷۲، ۱۳۹۸.

[14] M. Banitalebi-Dehkordi, A. Ebrahimi-moghadam, M. Khademi, H. Hadizadeh. "Compressed-Sampling-Based Image Saliency Detection in the Wavelet Domain", *JSDP*, vol. 16 (4), pp. 59-72, 2020

[15] L. Itti, G. Rees, and J. K. Tsotsos, Neurobiology of Attention. Academic Press, 2005.

[16] A. Borji and L. Itti, "State-of-the-art in visual attention modeling," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell*, vol.35, no. 1, pp. 185–207, 2013.

[17] L. Itti, J. Braun, C. Koch, "Modeling the modulatory effect of attention on human spatial vision," *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, MA, USA: MIT Press, vol. 14, pp. 1247–1254, 2002.

[18] Z. Lu, W. Lin, X. Yang, E. Ong, and S. Yao, "Modeling visual attention's modulatory aftereffects on visual sensitivity and quality evaluation," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 14, no. 11, pp. 1928–1942, 2005.

[19] Y. Niu, M. Kyan, L. Ma, A. Beghdadi, S. Krishnan, "Visual saliency's modulatory effect on just noticeable distortion profile and its application in image watermarking," *Signal Process. Image Commun*, vol. 28, no. 8, pp. 917–928, 2013.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]
[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]

[20] H. Hadizadeh, "A saliency-modulated just-noticeable-distortion model with non-linear saliency modulation functions," *Pattern Recognition Letters*, vol. 84, pp. 49-55, 2016.

[21] H. Hadizadeh, "Energy-efficient images," *IEEE Trans. on Image Process*, vol. 26, no. 6, pp. 2882-2891, 2017.

[22] H. Hadizadeh, A. Rajati, and I. V. Baji´c, "Saliency-guided just noticeable distortion estimation using the normalized laplacian pyramid," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 24, 2017.

[23] J. Wu, L. Li, W. Dong, G. Shi, W. Lin, C. J. Kuo, "Enhanced just noticeable difference model for images with pattern complexity," *IEEE Trans. Image Process,* vol. 26, no. 6, pp. 2682-2693, 2017.

[24] M. Cornia, L. Baraldi, G. Serra, and R. Cucchiara, "Predicting human eye fixations via an LSTM-based saliency attentive model," [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/1611.09571, 2017.

[25] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 13, no. 4, pp. 1-14, 2004.

[26] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, D. Zhang, "FSIM: A feature similarity index for image quality assessment," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 20, no. 8, pp. 2378-2386, 2011.

[27] L. Zhang, Y. Shen, H. Li, "VSI: A visual saliency-induced index for perceptual image quality assessment," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 23, no. 10, pp. 4270-4281, 2014.

[28] Z. Wang and Q. Li, "Information content weighting for perceptual image quality assessment," *IEEE Trans. Image Process,* vol. 20, no. 5, pp. 1185-1198, May 2011.

[29] L. Zhang, Z. Gu, and H. Li, "SDSP: A novel saliency detection method by combining simple priors," *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process*, pp. 171–175, Sep. 2013.

[30] A. Borji, M.-Ming Cheng, H. Jiang, and J. Li, "Salient object detection: A benchmark," *IEEE Trans. on Image Process,* vol. 24, no. 12, pp. 5706-5722, 2015.

[31] T. Judd, K. Ehinger, F. Durand, and A. Torralba, "Learning to predict where humans look," Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. (ICCV), pp. 2106–2113. 2009.

[32] http://saliency.mit.edu/results_cat2000.html.

[33] M. M. Taylor, C. D. Creelman, "PEST: efficient estimates on probability functions," J. Acoust. Soc. Am., vol. 41, pp. 782–787, 1967.

[34] M. Uzair, R. D. Dony, "Estimating just-noticeable distortion for images/videos in pixel domain", *IET Image Processing*, vol. 11, no. 8, pp. 559–567, 2017.

[35] C. Wang, X. Han, W. Wan, J. Li, J. Sun, and M. Xu, "Visual saliency based just noticeable difference estimation in DWT domain," *Information*, vol. 9, no. 7, pp. 178, 2018.



فائزه نعمتی دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه فردوسی است. وی مدرک کارشناسی خود را در رشتهٔ برق گرایش مخابرات در سال ۸۸ دریافت کرد. علایق پژوهشی ایشان پردازش سیگنال، بینایی و یادگیری ماشین است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

fa.nematykh@mail.um.ac.ir



هادی هادی‌زاده از بهمن ۱۳۹۲ عضو هیأت علمی گروه مهندسی برق-مخابرات دانشگاه صنعتی قوچان است. ایشان دکترای تخصصی خود را در رشته مهندسی مخابرات از دانشگاه سایمون فریزر کانادا در سال ۱۳۹۲ اخذ کرد. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از پردازش و فشرده‌سازی تصاویر و ویدیوهای دیجیتال، شبکه‌های مخابراتی، بینایی و یادگیری ماشین، بازشناسی الگو و مدل‌سازی دستگاه بینایی مغز انسان.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

h.hadizadeh@qiet.ac.ir



عباس ابراهیمی‌مقدم مدرک کارشناسی برق گرایش الکترونیک خود را از دانشگاه صنعتی شریف در سال ۱۳۷۰ و در سال ۱۳۷۴ مدرک کارشناسی‌ارشد را از دانشگاه صنعتی خواجه نصیر اخذ کرده است. ایشان مدرک دکترای خود را از دانشگاه McMaster کانادا دریافت کرده‌اند و از سال ۱۳۹۰ به‌عنوان استادیار در دانشگاه فردوسی مشهد فعالیت علمی می‌کنند. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش گفتار، پردازش تصویر و ویدیو، بینایی ماشین و پردازش سیگنال‌های حیاتی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

a.ebrahimi@um.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]



مرتضی خادمی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی برق به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۶۴ و ۱۳۶۶ در دانشگاه صنعتی اصفهان به پایان رسانده است. نامبرده سال ۱۳۶۶ الی ۱۳۷۰ به‌عنوان عضو هیأت علمی (مربی) در دانشگاه فردوسی مشهد به کار مشغول بود. پس از آن به دوره دکترای مهندسی برق در دانشگاه ولونگونگ (استرالیا) وارد شده و در سال ۱۳۷۴ موفق به اخذ درجه دکترا در مهندسی برق از دانشگاه یادشده شد. دکتر خادمی از سال ۱۳۷۴ دوباره در دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد مشغول به فعالیت شد و اینک نیز استاد این دانشکده است. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده شامل موضوعاتی مانند مخابرات ویدئویی، فشرده‌سازی ویدئو، پردازش تصویر، پردازش سیگنال‌های پزشکی و پنهان‌سازی اطلاعات در ویدئو است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

khademi@um.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-12]

[DOI: 10.29252/jsdp.17.2.84]