Archive of SID

یک روش آماری جهت کوچک کردن تصویر با حفظ محتوا

مهدی نوشیار[۱]، استادیار؛ احمد آبستان[۲]، دانشجوی کارشناسی ارشد

۱- دانشکده فنی‌مهندسی - دانشگاه محقق اردبیلی - اردبیل- ایران - nooshyar@uma.ac.ir
۲- دانشکده فنی‌مهندسی - دانشگاه محقق اردبیلی - اردبیل - ایران - aabsetan@yahoo.com

چکیده: این مقاله یک روش آماری جهت کوچک کردن تصویر با حفظ محتوا پیشنهاد می‌دهد. این روش با استفاده از یک شبکه یکنواخت اولیه تصویر را به ناحیه‌های مربعی یکسان تقسیم می‌کند و سپس با استفاده از نقشه اهمیت برای هر یک از این مربع‌ها یک ضریب اهمیت محاسبه می‌کند. نقشه اهمیت با استفاده از یک ترکیب جدید از چگالی لبه‌ها و نقشه برآمدگی هارل محاسبه می‌شود. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از توابع آماری میانگین و واریانس ضرایب اهمیت مربع‌ها، اندازه جدید برای هر یک از مربع‌ها محاسبه می‌کند. برای حفظ نواحی مهم تا حد ممکن و تخریب بیش‌تر نواحی کم‌اهمیت، این روش از توابع آماری برای دادن ارزش بزرگ‌تر به مربع‌های مهم‌تر استفاده می‌کند. برای جلوگیری از خم شدن خطوط افقی، مربع‌هایی که در یک سطر مساوی قرار گرفته‌اند، وقتی اندازه تصویر در جهت عمودی تغییر می‌کند به یک اندازه تغییر می‌کنند؛ و همچنین برای جلوگیری از خم شدن خطوط عمودی تصویر، هر ستون از مربع‌ها به یک اندازه جمع یا کشیده می‌شوند. نتیجه اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر مختلف نشان می‌دهد که این الگوریتم هم از نظر کمی و هم کیفیت بصری، عملکرد بهتری نسبت به روش‌های دیگر در حفظ اشیای مهم دارد.

واژه‌های کلیدی: تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا، برجستگی بصری، چگالی لبه، پیچاندن تصویر.

A Statistical Method for Content-Aware Image Shrinking

M. Nooshyar[1], Assistant Professor; A. Absetan[2], MSc Student

1- Faculty of Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran, Email: nooshyar@uma.ac.ir
2- Faculty of Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran, Email: aabsetan@yahoo.com

Abstract: This paper proposes a statistical method for content-aware image shrinking. This method divides image into equal quads by an initial uniform grid and computes an important factor for each of quads guided by importance map. The importance map is generated automatically using a novel combination of image edge density and Harel saliency measurement. The method then computes scaling factor for each of quads by using of statistical measures such as the mean and the variance of quads importance factors. To preserve the important areas as far as possible and to destroy the unimportant areas more, this method uses statistical functions to give the larger value to important quads. To prevent bending of straight horizontal lines, in the vertical direction, the algorithm equally resizes quads that are placed in the same row. Also, to prevent bending of straight vertical lines, the algorithm equally squeezes and stretches quads that are placed in the same column. Experimental results of different types of images show that our method can achieve better objective and subjective quality with preserving prominent objects.

Keywords: Content-aware image resizing, visual saliency, edge density, image warping.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۳/۰۶/۰۷
تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۳/۰۸/۱۸ و ۱۳۹۳/۱۰/۱۸
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۰۱/۲۵
نام نویسنده مسئول: مهدی نوشیار
نشانی نویسنده مسئول: ایران - اردبیل - بلوار دانشگاه - دانشگاه محقق اردبیلی - دانشکده فنی‌مهندسی.

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

دستگاه‌های چندرسانه‌ای مانند تلویزیون‌ها، تلفن‌ها، کامپیوترها و انواع دیگر دستگاه‌ها، دارای صفحات نمایش با اندازه و رزولوشن‌های متفاوت هستند، ازاین‌رو تصاویر دیجیتال جهت نمایش در هر یک از این صفحه نمایش‌ها نیاز به تغییر اندازه دارند. روش‌های تغییر اندازه یکنواخت مانند دوخطی و بیکوبیک به محتوای تصویر توجهی نمی‌کنند، بنابراین اعوجاج حاصل از تخریب تصویر را در سراسر آن به‌صورت یکنواخت پخش می‌کنند و باعث می‌شوند که محتوای تصویر نیز به اندازه بقیه نواحی تصویر تخریب شوند. در برخی موارد محتوای تصویر بیش از اندازه کوچک شده که قابل تشخیص نمی‌باشد. روش‌های بریدن نواحی کم‌اهمیت‌تر اطراف تصویر را برای کوچک کردن تا اندازه دلخواه دور می‌ریزند. بنابراین وقتی اشیاء مهم تصویر در اطراف تصویر واقع شده باشند و یا اندازه نهایی تصویر کوچک‌تر از اندازه اشیاء مهم تصویر باشند، اشیاء مهم نیز حذف می‌شوند.

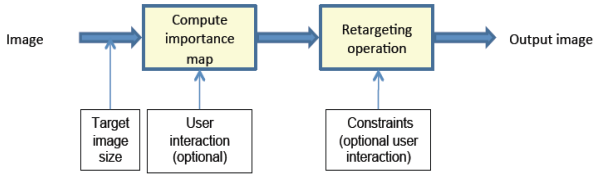
به دلیل مشکلات ذکرشده بالا، در دهه اخیر الگوریتم‌هایی تحت عنوان «تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا» معرفی شده‌اند. الگوریتم‌های تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا از دو مرحله تشکیل شده‌اند [۱]:

۱. اولین مرحله تشخیص نواحی بااهمیت تصویر است که محتوای تصویر در آن نواحی واقع شده است. خروجی مرحله اول را نقشه اهمیت[1] تصویر می‌نامند.
۲. مرحله دوم اجرای الگوریتمی جهت تغییر اندازه تصویر با توجه به نقشه اهمیت که در مرحله یک محاسبه شده است، می‌باشد.

شکل ۱ سیستم تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۱ نیز نشان داده شده است، نقشه اهمیت تصویر در بعضی از کاربردها توسط کاربر و با مشخص کردن نواحی موردنظر مشخص می‌شود. البته اکثر الگوریتم‌ها از محاسبه نقشه اهمیت به‌صورت اتوماتیک استفاده می‌کنند.

در سال‌های اخیر چندین روش تغییر اندازه با حفظ محتوا معرفی شده‌اند. برخی از روش‌ها که روش‌های گسسته نیز نامیده می‌شوند، پیکسل‌های کم‌اهمیت تصویر را تا رسیدن به اندازه موردنظر حذف می‌کنند. معروف‌ترین روش در این گروه روش Seem Carving (SC) است [۲]. روش SC یک رگه چپ به راست و یا بالا به پایین از پیکسل‌های به‌هم‌پیوسته که کم‌ترین انرژی دارند را انتخاب و از تصویر حذف می‌کند. این روش بعداً توسط رابین اشتاین [۳] و همکارانش با تغییر در تابع انرژی تصویر بهبود داده شد. یکی دیگر از روش‌های معروف این گروه شیفت مپ است که تصویر را به‌صورت یک گراف بیان و آن را حل می‌کند [۴].

روش‌های پیچاندن تصویر که به روش‌های پیوسته نیز معروفند، تصویر را به شبکه‌ای از مستطیل‌ها تقسیم و با توجه به اهمیت آن‌ها، هر یک را به‌صورت غیریکنواخت تغییر اندازه می‌دهند. گال و همکارانش روشی پیشنهاد کردند که در آن اشیاء مهم تصویر به‌صورت دستی مشخص می‌شدند [۵]. به تبعیت از روش گال چندین روش دیگر معرفی شدند: ولف و همکارانش این روش را برای تصاویر ویدئویی توسعه دادند [۶]. وانگ و همکارانش با اضافه کردن محدودیت‌هایی به روش ولف که از خم شدن خطوط محافظت می‌کرد روشی بنام Optimal Scale-and-Stretch (OSS) معرفی کردند [۷] و همچنین روش ViSizer با توسعه روش وانگ برای تصاویر شامل ابر کلمات، گراف و نقشه پراکندگی پیشنهاد شده است [۸]. این مقاله روش جدیدی برای پیچاندن تصویر ارائه می‌کند که از توابع آماری و یک تابع اهمیت جدید برای تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا استفاده می‌کند.



شکل ۱: مراحل الگوریتم‌های تغییر اندازه تصویر [۱]

بعضی روش‌ها نیز از ترکیب چند روش برای تغییر اندازه تصویر استفاده کرده‌اند، هدف این روش‌ها این است که ترکیبی پیدا کنند که تصویر خروجی بیش‌ترین شباهت با تصویر ورودی داشته باشد. رابین اشتاین و همکارانش با استفاده از نتیجه نظرسنجی از کاربران دریافتند که آن‌ها روش‌هایی که از چند عملگر استفاده کرده‌اند را به روش‌های تک عملگری ترجیح می‌دهند، آن‌ها الگوریتمی ارائه دادند که از ترکیب SC، تغییر اندازه یکنواخت و بریدن برای تغییر اندازه تصویر استفاده می‌کند [۹]. دانگ و همکارانش از ترکیب SC و تغییر اندازه یکنواخت استفاده کرده‌اند و از الگوریتم فاصله تصویر که توسط سیماکوف [۱۰] ارائه شده است برای ارزیابی شباهت تصویر خروجی با ورودی استفاده کردند [۱۱].

روش‌های مبتنی بر قطعه، تصاویر را به قطعات مهم و غیرمهم تقسیم کرده و سپس برای هر قسمت یک ضریب مقیاس‌گذاری جداگانه محاسبه و آن‌ها را تغییر اندازه می‌دهند. معروف‌ترین روش مبتنی بر قطعه را لیانگ و همکاران [۱۲] ارائه دادند.

هر یک از روش‌های تغییر اندازه با حفظ محتوا مشکلاتی دارند، برای مثال، الگوریتم SC [۲]، درصورتی‌که اندازه تصویر خروجی کم‌تر از اندازه محتوای تصویر باشد، تصویر را دچار اعوجاج می‌کند. یا روش‌های چند عملگری، چون از بریدن تصویر در هنگام کوچک کردن تصویر استفاده می‌کنند، اطلاعات تصویر را دور می‌ریزند. عملکرد روش‌های موجود روی تصاویر مختلف متفاوت است و ممکن است روشی روی یک تصویر بهترین عملکرد داشته باشد و روی تصویر دیگر عملکرد خوبی نداشته باشند.

در این مقاله یک روش کوچک کردن تصویر با حفظ محتوا پیشنهاد شده است. این روش ابتدا یک تابع اهمیت جدید را معرفی می‌کند که در تشخیص نواحی بااهمیت تصویر عملکرد بهتری نسبت به روش‌های موجود دارد و همچنین بهترین عملکرد بر روی الگوریتم ارائه‌شده دارد. این روش ابتدا تصویر را با یک شبکه یکنواخت می‌پوشاند و سپس با استفاده از توابع اهمیت برای هر یک از مربع‌های شبکه یک فاکتور

www.SID.ir

Archive of SID

اهمیت محاسبه می‌کند. جهت جلوگیری از خم شدن خطوط عمودی و افقی، مربع‌هایی که در یک ستون قرار دارند به‌طور مساوی در جهت افقی و مربع‌هایی که در یک سطر قرار دارند به‌طور مساوی در جهت عمودی تغییر اندازه می‌دهند. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از توابع آماری میانگین و واریانس، یک فاکتور اهمیت برای هر سطر و ستون محاسبه می‌کند و سپس با استفاده از این فاکتورها، اندازه جدید هر مربع از تصویر را محاسبه می‌کند. سپس با استفاده از روش بیکوبیک هر یک از مربع‌ها را تغییر اندازه می‌دهد تا به اندازه تصویر موردنظر برسد. در ادامه، بخش ۲ روش پیشنهادی را تشریح می‌کند، بخش ۳ نتایج شبیه‌سازی بررسی می‌کند.

۲- روش پیشنهادی

این بخش اسلوب[۲] و مراحل انجام روش پیشنهادی را ارائه می‌کند. شکل (۲) شمای کلی الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد. در روش پیشنهادی ابتدا نقشه اهمیت تصویر محاسبه می‌شود (شکل (۲) قسمت (ب)). بعد از محاسبه نقشه اهمیت تصویر ورودی توسط یک شبکه یکنواخت از چهارگوش‌ها پوشیده می‌شود (شکل(۲) قسمت (د)). این شبکه به‌صورت $G=\{Q\}$ که Q مجموعه چهارگوش‌ها می‌باشد، نشان می‌دهیم. برای تغییر اندازه یک تصویر $m \times n$ پیکسلی به اندازه دلخواه $m' \times n'$ پیکسل، برای سادگی محاسبات، می‌خواهیم که همه چهارگوش‌های ابتدایی به‌صورت مربعی باشند. برای محقق شدن این خواسته، قبل از اجرای الگوریتم ما ابتدا تصویر ورودی را به اندازه جدید $m_I \times n_I$ که $\mathrm{m_I}$ و $\mathrm{n_I}$ به صورت رابطه (۱) محاسبه می‌شوند، می‌رسانیم.

$$m_I = \left\lfloor {}^{m}/_{n_q} \right\rfloor \times n_q \qquad n_I = \left\lfloor {}^{n}/_{n_q} \right\rfloor \times n_q \qquad (۱)$$

که در اینجا n_q اندازه ضلع مربع‌ها در شبکه ابتدایی است که تصویر ورودی را می‌پوشاند.

الگوریتم پیشنهادی از پنج مرحله تشکیل شده است:

- مرحله اول: محاسبه نقشه اهمیت تصویر.
- مرحله دوم: تقسیم تصویر ورودی به شبکه‌ای از مربع‌ها و محاسبه ضریب اهمیت برای هر یک از آن‌ها.
- مرحله سوم: محاسبه ضریب اهمیت برای هر سطر و ستون از مربع‌ها.
- مرحله چهارم: محاسبه اندازه نهایی برای هر مربع بر اساس ضریب اهمیت سطرها و ستون‌ها.
- مرحله پنجم تغییر اندازه هر یک از مربع‌ها به اندازه جدید محاسبه شده.

۲-۱- مرحله اول: محاسبه نقشه اهمیت تصویر

نقشه اهمیت تصویر معیاری[۳] است به‌صورت تصویر و درواقع هسته اصلی الگوریتم‌های تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا است [۸]. روش‌های تغییر اندازه قبلی از معیارهای مختلف برای تشخیص اهمیت پیکسل‌های تصویر استفاده کرده‌اند. اویدان و شمیر [۲]، از گرادیان برای محاسبه اهمیت هر پیکسل استفاده کرده‌اند. گرادیان تصویر به‌صورت یکی از روابط (۲) یا (۳) محاسبه می‌شود.

$$E_1(I) = \left|\frac{\partial}{\partial x} I\right| + \left|\frac{\partial}{\partial y} I\right| \qquad (۲)$$

$$E_2 = \sqrt{\left(\frac{\partial}{\partial x} I\right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y} I\right)^2} \qquad (۳)$$

در سال ۲۰۱۲، لیانگ و همکاران [۱۲]، نقشه اهمیت جدیدی با استفاده از ترکیب گرادیان و نقشه برآمدگی تصویر ارائه دادند:

$$I_{imp} = 10\alpha I_s + (1-\alpha) I_e \qquad (۴)$$

در این رابطه I_s نقشه برآمدگی هارل [۱۴] است که به وسیله زنجیره مارکوف قسمت‌های برجسته تصویر را مشخص می‌کند و I_e گرادیان تصویر است که با استفاده از عملگر سوبل محاسبه می‌شود. α یک ضریب ثابت است که در الگوریتم لیانگ ۰/۵ در نظر گرفته شده است.

در اینجا یک نقشه اهمیت جدید ارائه می‌شود که محتوای تصویر را بهتر تشخیص داده و عملکرد بهتری در الگوریتم پیشنهادی دارد. با الهام از روش وانگ [۷]، که نقشه اهمیت تصویر را با استفاده از ضرب نقشه برآمدگی در گرادیان تصویر به دست می‌آورد، نقشه اهمیت پیشنهادی نیز از ضرب نقشه برآمدگی هارل [۱۴] در نقشه چگالی لبه‌ها به دست می‌آید. برای نمایان کردن ساختار تصویر، روش پیشنهادی از نقشه چگالی لبه‌ها و برای مشخص کردن نواحی جذاب که توجه انسان را به خود جلب می‌کند از نقشه برآمدگی استفاده می‌کند. روزن هولد و همکاران در سال ۲۰۰۵، سه معیار برای درهمی بصری ارائه دادند، شامل خصوصیات، آنتروپی و چگالی لبه‌ها. چگالی لبه‌ها، برای نشان دادن نواحی از تصویر که در آن تعداد اشیاء تصویر زیاد است و درواقع تراکم لبه‌ها زیاد است، تلاش می‌کند [۱۵]. در نقشه اهمیت پیشنهادی، از این معیار برای مشخص کردن ساختار اشیاء موجود در تصویر استفاده شده است.

تیزی لبه‌های تشخیص داده‌شده توسط چگالی لبه‌ها کم‌تر از روش گرادیان است و به همین دلیل در موقعی که تصویر حاصل از این معیار در نقشه برآمدگی تصویر برای محاسبه نقشه اهمیت ضرب می‌شود، قسمت‌های برجسته تصویر در نقشه اهمیت حاصل از این ضرب بهتر حفظ می‌شود.

اگر تصویر ورودی I باشد، نقشه اهمیت تصویر ورودی برابر است با:

$$I_{imp} = I_s \times I_d \qquad (۵)$$

I_s نقشه برآمدگی هارل و I_d نقشه چگالی لبه‌ها است. ابعاد ماتریس‌های روابط بالا هم اندازه با ابعاد تصویر اصلی هستند. نقشه محاسبه‌شده I_{imp} برای کاربرد در الگوریتم پیشنهادی، باید نرمال شود و اندازه هر پیکسل از آن در محدوده صفر و یک قرار گیرد:

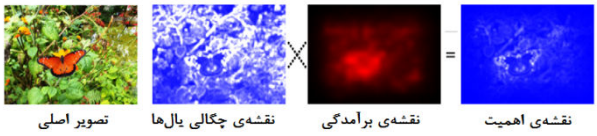
www.SID.ir

Archive of SID

شکل ۲: شمای کلی الگوریتم پیشنهادی؛ (الف) تصویر اصلی، (ب) نقشه اهمیت (مرحله اول)، (ج) تصویر پوشیده شده با شبکه‌ای از چهارگوش‌ها (مرحله دوم)، (د) محاسبه ضرایب برای سطر و ستون‌ها (مرحله سوم)، (ه) محاسبه اندازه نهایی هر چهارگوش (مرحله چهارم)، (و) تصویر نهایی همراه با شکل تغییریافته شبکه اولیه (مرحله پنجم) و (ز) تصویر خروجی

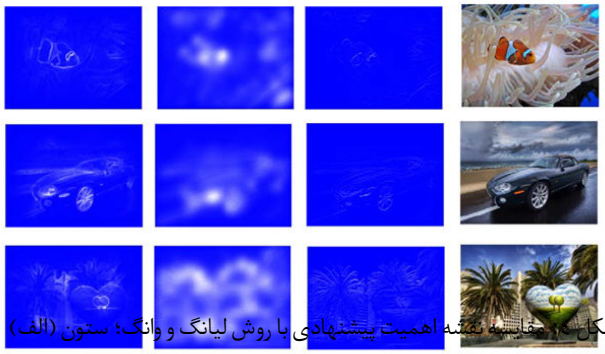
$$I_{imp} = \frac{I_{imp}}{max(I_{imp})} \qquad (۶)$$

در رابطه بالا $max(I_{imp})$ بزرگ‌ترین پیکسل I_{imp} است. پیکسل با اندازه کوچک‌تر به این معنی است که پیکسل متناظر با آن در تصویر ورودی دارای ارزش کم‌تری است. شکل ۳ نحوه محاسبه نقشه اهمیت پیشنهادی معادل رابطه (۷) را نشان می‌دهد.



شکل ۳: نحوه محاسبه نقشه اهمیت پیشنهادی معادل با رابطه (۵)

در مقایسه با الگوریتم‌هایی که برای محاسبه نقشه اهمیت تصویر توضیح داده شد، نقشه اهمیت پیشنهادی در تشخیص محتوای تصویر بسیار بهتر عمل می‌کند. همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده شده است، نقشه اهمیت پیشنهادی نسبت به دو روشی که توسط وانگ [۷] و لیانگ [۱۲] پیشنهاد شده‌اند، بهتر عمل کرده است. روش لیانگ نقشه اهمیت را به‌صورت مات[۴] نشان می‌دهد و ساختار تصویر در این روش به خوبی نمایان نیست و این روش بیش‌تر شبیه به همان نقشه برآمدگی تصویر است. در روش دانگ نیز به دلیل ضرب نقشه برآمدگی در گرادیان، قسمت‌های برجسته تصویر حذف می‌شود، چون در گرادیان نواحی غیر از لبه‌ها به‌صورت صفر نشان داده می‌شود و لبه‌ها خیلی تیز و با عرض کم هستند.



شکل ۴: مقایسه نقشه اهمیت پیشنهادی با روش لیانگ و وانگ؛ ستون (الف) تصویر اصلی، ستون (ب) نقشه اهمیت محاسبه‌شده به روش لیانگ، ستون (ج) نقشه اهمیت محاسبه‌شده به روش وانگ و ستون (د) نقشه اهمیت پیشنهادی

۲-۲- مرحله دوم: تقسیم تصویر به شبکه‌ای از مربع‌ها محاسبه ضریب اهمیت برای هر یک از آن‌ها

بعد از محاسبه نقشه اهمیت تصویر، الگوریتم پیشنهادی تصویر ورودی و همچنین نقشه اهمیت محاسبه‌شده در مرحله قبل را به وسیله شبکه یکسانی از چهارگوش‌ها می‌پوشاند. البته همان‌طور که قبلاً اشاره شده این تصویر ابتدا با استفاده از رابطه (۱) به اندازه جدید $m_I \times n_I$ تبدیل شده است. این اندازه جدید تفاوت چندانی با اندازه اصلی تصویر ندارد و فقط برای اینکه محاسبات راحت‌تر باشد و همه چهارگوش‌ها مربعی باشند، تصویر را به اندازه‌ای که بر n_q بخش‌پذیر شود تغییر داده می‌شود. تعداد سطر و ستون‌های شبکه‌ای که با آن تصویر پوشانده می‌شود، به ترتیب برابر است با n_r و n_c که به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$n_r = \frac{m_I}{n_q} \quad n_c = \frac{n_I}{n_q} \qquad (۷)$$

در این رابطه n_q اندازه هر ضلع از مربع‌های شبکه است که در الگوریتم پیشنهادی برابر ۲۰ است. ماتریس F یک ماتریس $n_r \times n_c$ است و هر درایه از آن معرف اهمیت مربع متناظرش در شبکه می‌باشد. برای محاسبه ضریب اهمیت هر مربع، میانگین پیکسل‌های مربع متناظر با آن در نقشه اهمیت محاسبه و در درایه متناظرش در ماتریس F قرار می‌دهیم:

$$F(i,j) = {}^{1}\!/_{n_q^2}\left(\sum_{k=1}^{n_q}\sum_{l=1}^{n_q} S_{i,j}(k,l)\right) \qquad (۸)$$

$S_{i,j}$ مربع متناظر با مربع $q_{i,j}$ در نقشه اهمیت I_{imp} می‌باشد.

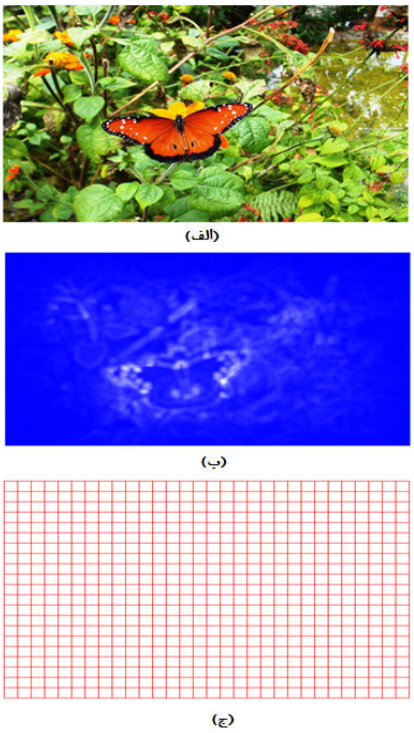
چون اشیاء مهم تصویر معمولاً چندین چهارگوش از تصویر را می‌پوشانند، بنابراین ضریب اهمیت هر چهارگوش با ضریب اهمیت چهارگوش‌های همسایه‌اش تقریباً مشابه است. بنابراین درایه‌های به‌دست‌آمده در رابطه (۸) با رابطه (۹) به‌روز می‌شود.

$$F(i,j) = {}^{1}\!/_{9}\left(\sum_{k=1}^{3}\sum_{l=1}^{3} N_{i,j}(k,l)\right) 1 \le i,j \le n_q \qquad (۹)$$

در رابطه بالا $N_{(i,j)}$ پنجره ۳×۳ پیکسلی است که $F_{(i,j)}$ در مرکز آن قرار می‌گیرد. بدین ترتیب ضریب اهمیت هر چهارگوش به دست می‌آید و در موقع تغییر اندازه تصویر سعی می‌شود که چهارگوش‌هایی که ضریب اهمیت بالاتری دارند کم‌تر دچار تخریب شوند. قسمت (ج) شکل ۵ شبکه اولیه است که تصویر قسمت (الف) که تصویر ورودی است را می‌پوشاند. قسمت (ب) شکل ۵ نقشه اهمیت محاسبه‌شده به‌روش پیشنهادی است.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۵: شبکه اولیه متناظر با تصویر ورودی؛ (الف) تصویر اصلی، (ب) نقشه اهمیت و (ج) شبکه متناظری که این دو را می‌پوشاند.

۲-۳- مرحله سوم: محاسبه ضریب اهمیت برای هر سطر و ستون از مربع‌ها

برای تغییر اندازه تصویر، الگوریتم پیشنهادی دو هدف را دنبال می‌کند: اول اینکه تا جایی که ممکن است از نواحی بااهمیت تصویر در موقع تغییر اندازه تصویر محافظت کند و دوم اینکه از خم شدن خطوط عمودی و افقی تصویر جلوگیری کند، چون خم شدن خطوط عمودی و افقی تخریب و اعوجاج حاصل از تغییر اندازه تصویر را بیش‌تر نمایان می‌کند. برای تحقق هدف دوم، در این الگوریتم برای هر سطر از چهارگوش‌ها در موقع کوچک کردن تصویر به‌صورت عمودی و برای هر ستون از چهارگوش‌ها در موقع کوچک کردن به‌صورت افقی ضریب مقیاس‌گذاری یکسانی در نظر گرفته می‌شود. برای تحقق هدف اول از توابع آماری برای دادن ضریب مقیاس‌گذاری بزرگ‌تر به چهارگوش‌های مهم در ماتریس F که بعداً ما در محاسبه اندازه نهایی هر چهارگوش از آن استفاده می‌کنیم، استفاده می‌شود.

با توجه به توضیحات بالا، در این روش دو ماتریس F_r و F_c تعریف می‌شود که دو ماتریس یک‌بعدی به ترتیب برابر n_r و n_c می‌باشند. درایه‌های F_r ضریب اهمیت هر سطر از چهارگوش‌ها را و درایه‌های F_c ضریب اهمیت هر ستون از چهارگوش‌ها را مشخص می‌کنند. هر یک از درایه‌های ماتریس F_r و F_c برابر است با:

$$F_r(i) = mean(row_i) \quad (۱۱)$$

$$F_c(i) = mean(col_i) \quad (۱۲)$$

درواقع ضریب اهمیت هر سطر میانگین ضرایب اهمیت چهارگوش‌های واقع در آن سطر و ضریب اهمیت هر ستون میانگین ضرایب اهمیت چهارگوش‌های واقع در آن ستون است.

نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های متعدد به ما نشان می‌دهد که برای محافظت از نواحی مهم تصویر، دو پارامتر می‌تواند مهم باشد: نسبت اندازه تصویر ورودی به تصویر خروجی و واریانس ضرایب اهمیت در جهتی که تصویر تغییر اندازه می‌دهد. برای روشن شدن چگونه عمل کردن الگوریتم پیشنهادی در این مرحله، فقط کوچک کردن تصویر در جهت افقی بررسی می‌شود. برای کوچک کردن یک تصویر $m \times n$ پیکسلی به اندازه جدید $m' \times n'$ پیکسلی، اینکه نسبت اندازه n به n' چقدر باشد، مهم است. هرچه‌قدر این اندازه بزرگ‌تر باشد، درواقع باید از محتوای تصویر بیش‌تر محافظت شود. اگر واریانس ضرایب اهمیت ستون‌ها که با استفاده از رابطه (۱۱) به دست آمده است، بزرگ باشد، بدین معنی است که محتوای تصویر ستون‌های کم‌تری از تصویر را پوشانده‌اند. بنابراین می‌توان نواحی مهم تصویر را با جمع کردن نواحی غیر مهم تصویر بیش‌تر حفظ کرد. در الگوریتم پیشنهادی ستون‌های مهم‌تر، کم‌تر و ستون‌های غیرمهم، بیش‌تر تخریب می‌شوند. با توجه به توضیحات بالا، ضرایب اهمیت ستون‌ها را به‌صورت رابطه (۱۲) اصلاح می‌شود.

$$F_c(i) = \left(F_c(i)\right)^{v+r} \quad (۱۲)$$

متغیرهای v و r در رابطه (۱۲) به وسیله رابطه (۱۳) محاسبه می‌شوند.

$$v = 1000\left(variance(F_c)\right), \quad r = \frac{n}{n'} \quad (۱۳)$$

درواقع متغیر v حاصل‌ضرب عدد ۱۰۰۰ در واریانس ماتریس F_c و متغیر r نسبت اندازه تصویر ورودی به تصویر خروجی است. این تابع نمایی باعث می‌شود که فاصله بین ضرایب ستون‌های مهم و غیرمهم تصویر به‌صورت نمایی افزایش پیدا کند. یادآور می‌شویم که ستون‌هایی که ضریب بزرگ‌تری داشته باشند، مهم‌تر می‌باشند و ضرایب، عددی بین صفر و یک هستند.

۲-۴- مرحله چهارم: محاسبه اندازه نهایی برای هر مربع بر اساس ضریب اهمیت سطرها و ستون‌ها

در اینجا با استفاده از ماتریس‌های F_c که با استفاده از رابطه (۱۲) به دست آمده است، اندازه نهایی هر یک از چهارگوش‌ها محاسبه خواهد شد. شبکه اولیه که تصویر را می‌پوشاند و تصویر را به چهارگوش‌هایی که همه آن‌ها در ابتدا مربعی هستند تقسیم می‌کند، به‌صورت غیریکنواخت تغییر اندازه داده خواهد شد.

برای تغییر اندازه تصویر، ابتدا تصویر را در جهت افقی و سپس به‌صورت عمودی کوچک می‌کنیم. چون نحوه کوچک کردن تصویر در هر جهت مشابه جهت مخالف است، در اینجا فقط نحوه تغییر اندازه تصویر به‌صورت افقی را شرح خواهیم داد.

فرض کنید تصویر ورودی $m \times n$ باشد و می‌خواهیم آن را تا اندازه جدید $m \times n'$ تغییر اندازه دهیم. واضح است که n' از n کوچک‌تر

www.SID.ir

Archive of SID

می‌باشد. بنابراین باید $n-n'$ پیکسل را از هر سطر از پیکسل‌های تصویر حذف شود. به‌عبارت‌دیگر، باید تصویر به اندازه $n-n'$ پیکسل در جهت افقی کوچک شود. همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد، در هنگام تغییر اندازه تصویر در جهت افقی، چهارگوش‌های واقع در یک ستون باید دارای ضریب مقیاس‌گذاری یکسانی باشند.

برای تغییر اندازه تصویر در جهت افقی، از ضرایب موجود در ماتریس F_c پیکسل‌هایی که باید در جهت افقی از تصویر حذف شوند، بین ستون‌های شبکه‌ای که تصویر را پوشانده است، تقسیم می‌شوند. واضح است که از ستون‌هایی که ضریب اهمیت بزرگ‌تری دارند، پیکسل‌های کم‌تری حذف می‌شود.

این مرحله از الگوریتم به‌صورت شبه‌کدی که در زیر نشان داده شده است، ارائه می‌شود. خروجی این الگوریتم گراف G' با چهارگوش‌های با اندازه جدید است.

Algorithm 1: *calculating final size of each quads*

$\mathbf{M} \leftarrow \mathbf{n} - \mathbf{n'}$
$\mathbf{Removed} \leftarrow \mathbf{0}$
for each $\mathbf{col_i} \in \mathbf{G'}$ do
  $\mathbf{s} \leftarrow \mathbf{M} * (\frac{\mathbf{F_c(i)}}{\mathbf{Sum(F_c)}})$
  if $\mathbf{s} < \mathbf{n_q}$ then
    $\mathbf{col_i.horiz_size} \leftarrow \mathbf{n_q} - \mathbf{s}$
    $\mathbf{Removed} \leftarrow \mathbf{Removed} + \mathbf{s}$
  else
    $\mathbf{col_i.horiz_size} \leftarrow \mathbf{1}$
    $\mathbf{Removed} \leftarrow \mathbf{Removed} + \mathbf{n_q} - \mathbf{1}$
  end if
end for
if $\mathbf{Removed} < \boldsymbol{M}$ then
  while $\mathbf{Removed} \neq \mathbf{M}$ repeat
    for $\mathbf{i} = \mathbf{1}$ to $\mathbf{n_c}$ do
      if $\mathbf{col_i.horiz_size} > \mathbf{1}$ then
        $\mathbf{col_i.horiz_size} = \mathbf{col_i.horiz_size} - \mathbf{1}$
        $\mathbf{Removed} = \mathbf{R}$ $+ \mathbf{1}$
      end if
      if $\mathbf{R}$ $= \mathbf{M}$ then
        break
      end if
    end for
  end while
end if
for each $\boldsymbol{q'_{ij}} \in \boldsymbol{Q'}$ do
  $\boldsymbol{q'_{ij}.horiz_size} \leftarrow \boldsymbol{col_j.horiz_size}$
end for
return $\boldsymbol{G'}$

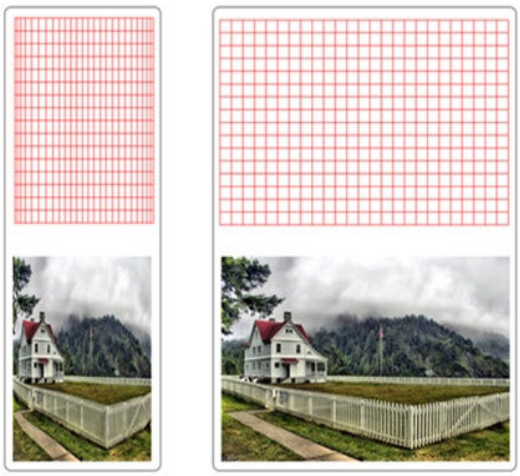
توضیح متغیرها و حلقه‌های به‌کاررفته در شبه‌کد بالا به‌صورت زیر است:

- M: تعداد پیکسل‌هایی است که باید در جهت افقی از تصویر حذف شوند.
- $Removed$: شمارشگری برای تعداد پیکسل‌های حذف‌شده.
- حلقه For اول تعداد پیکسل‌هایی که از هر ستون باید حذف شود را محاسبه می‌کند.
- متغیر s در هر بار اجرای حلقه For، تعداد پیکسل‌هایی که باید از ستون iام حذف شود را در بر دارد.
- $col_i.horiz_size$: اندازه افقی ستون iام در تصویر خروجی.
- n_q: اندازه ضلع مربع‌ها در شبکه اولیه است.
- اگر تعداد پیکسل‌هایی که باید از تصویر حذف شود کم‌تر از M باشد، حلقه While تعداد باقی‌مانده را بین ستون‌ها به‌صورت مساوی تقسیم می‌کند.
- حلقه For آخر اندازه جدید هر چهارگوش را محاسبه می‌کند.
- q'_{ij}: چهار کوش تغیر اندازه شده q_{ij} است.
- Q' : مجموعه چهارگوش‌های شبکه نهایی G' است.
- $q'_{ij}.vertical_size$: اندازه افقی q'_{ij} است.

۲-۵- مرحله پنجم تغییر اندازه هر یک از مربع‌ها به اندازه جدید محاسبه شده

در این مرحله هر یک از چهارگوش‌ها به‌اندازه نهایی محاسبه‌شده در مرحله قبل تغییر اندازه داده می‌شوند. این کار با استفاده از روش درون‌یابی بیکوبیک انجام می‌شود.

شکل ۶ تصویر ورودی و خروجی و شبکه اولیه متناظر با تصویر ورودی و شبکه تغییر اندازه داده‌شده متناظر با تصویر خروجی را نشان می‌دهد.



شکل ۶: تصویر ورودی و خروجی و شبکه متناظر با آن‌ها؛ (الف) تصویر ورودی و (ب) تصویر خروجی

۳- نتایج شبیه‌سازی

برای تست الگوریتم پیشنهادی، آن را بر روی یک کامپیوتر شخصی با پردازنده Intel(R) core(TM) i3-2120 CPU 3.30 GHz با ۳/۴ گیگابایت حافظه RAM پیاده‌سازی کرده‌ایم. برای تغییر اندازه یک تصویر ورودی به اندازه ۱۰۲۴×۶۴۶ پیکسل به یک تصویر خروجی به‌اندازه ۵۱۲×۶۴۶ پیکسلی، این الگوریتم ۰/۸۷ ثانیه زمان می‌برد که نسبت به خیلی از الگوریتم‌ها سریع‌تر می‌باشد و این الگوریتم قابل استفاده برای کاربردهای زمان واقعی می‌باشد.

در روش‌های مقیاس‌گذاری، اگر تصویر به یک نسبت در طول و عرض تغییر اندازه دهد، طبیعت تصویر حفظ می‌کند. این روش‌ها چون برای

www.SID.ir

Archive of SID

همه پیکسل‌های تصویر اهمیت یکسانی می‌دهد و به محتوای تصویر توجهی نمی‌کنند، باعث می‌شوند که زمانی که تصویر کوچک می‌شود، محتوای تصویر گاهی اوقات آن‌قدر کوچک شوند که به درستی قابل‌تشخیص نباشد. برای مثال، قسمت (ب) شکل ۷ تصویر به روش مقیاس‌گذاری بیکوبیک کوچک شده است. قسمت (ج) شکل ۷ که به روش پیشنهادی کوچک شده است، محتوا هم بهتر حفظ شده و هم نسبت طول و عرض بهتر حفظ شده است.

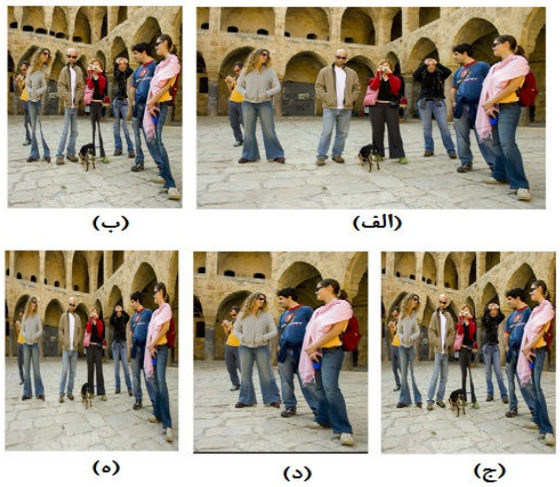
روش‌های بریدن تصویر، سعی می‌کنند که قسمت‌هایی از تصویر که اهمیت کم‌تری دارند را از تصویر حذف کنند. این کار باعث حذف کلی اطلاعاتی می‌شود که در قسمت‌های حذف‌شده وجود دارند. قسمت (د) شکل ۷ به روش بریدن کوچک شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است، قسمت‌های از چپ و راست تصویر حذف شده‌اند.

شکل ۷: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با روش‌های مقیاس‌گذاری و بریدن؛ (الف) تصویر اصلی، (ب) به روش بیکوبیک، (ج) به روش پیشنهادی و (د) به روش بریدن کوچک شده است. اندازه تصویر از ۴۲۹×۶۰۰ به اندازه ۴۲۹×۳۰۰ تغییر کرده است.

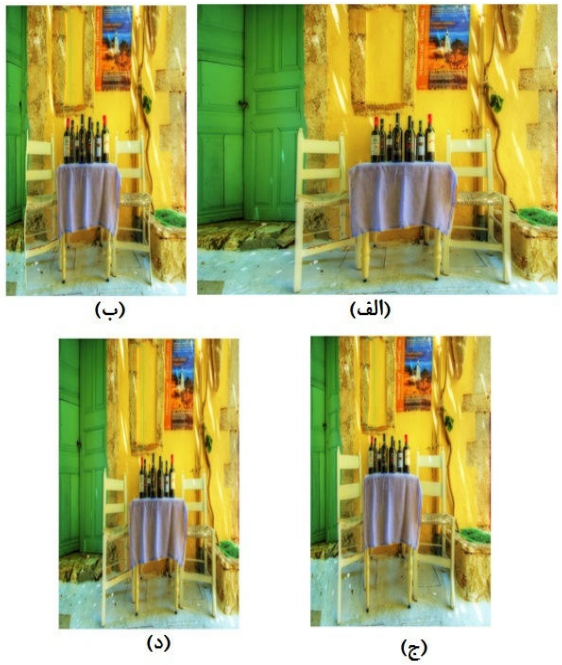
صرف‌نظر از زمان اجرای° بالا، الگوریتم SC [۲] زمانی که نواحی یکنواخت تصویر زیاد باشد، خوب عمل می‌کند. اما زمانی که اندازه محتوای تصویر از اندازه تصویر خروجی بزرگ‌تر باشد، این روش محتوای تصویر را تخریب و باعث ایجاد اعوجاج در تصویر خروجی می‌شود. در قسمت (ب) شکل ۸ تصویر ورودی با روش SC کوچک شده است. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، چون محتوای تصویر که افراد می‌باشند، تقریباً سرتاسر تصویر را پوشانده‌اند، این روش محتوای تصویر را تخریب و باعث اعوجاج در تصویر خروجی شده است. برای مثال پای افراد در تصویر تخریب شده و تصویر غیرطبیعی به نظر می‌رسد.

روش بهبودیافته SC [۳] نیز که در قسمت (ج) شکل ۸ نشان داده شده است، هرچند نسبت به روش SC بهتر عمل کرده است ولی همچنان باعث تخریب محتوای تصویر شده است.

روش شیفت مپ [۴] نواحی از تصویر که به هم مرتبط هستند و اهمیت کم‌تری دارند را بر اثر شیفت نواحی دیگر بر روی آن حذف می‌کند. این کار باعث حذف اطلاعات تصویر می‌شود. نتیجه الگوریتم شیفت مپ مانند روش‌های بریدن می‌باشد که اطلاعات تصویر را حذف می‌کنند. قسمت (د) شکل ۸ با روش شیفت مپ کوچک شده است. همان‌طور که در شکل می‌بینید بعضی از افراد از تصویر حذف شده‌اند. قسمت (ه) شکل ۸ با روش پیشنهادی کوچک شده است که نسبت به سه روش دیگر طبیعی‌تر و دارای اعوجاج کم‌تر می‌باشد.



شکل ۸: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های گسسته؛ (الف) تصویر اصلی، (ب) روش SC [۱]، (ج) روش بهبودیافته SC [۲]، (د) روش شیفت مپ [۳] و (ه) روش پیشنهادی. اندازه تصویر از ۶۸۳×۱۰۲۴ به‌اندازه ۶۸۳×۵۱۲ تغییر کرده است.



شکل ۹: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های پیوسته؛ (الف) تصویر اصلی، (ب) روش ولف [۶]، (ج) روش وانگ [۷] و (د) روش پیشنهادی. اندازه تصویر از ۶۹۷×۱۰۲۴ به‌اندازه ۶۹۷×۵۱۲ تغییر کرده است.

www.SID.ir

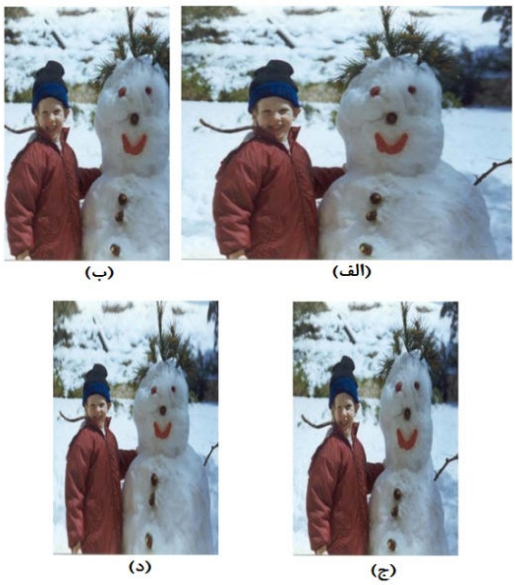
Archive of SID

الگوریتم پیشنهادی ولف [۶] تصویر را بدون توجه به خطوط مستقیم موجود در تصویر می‌پیچاند. قسمت (ب) شکل ۹ تصویر به روش ولف کوچک شده است. نواحی داخل مستطیل نشان می‌دهد که این روش خطوط مستقیم موجود در تصویر را دچار اعوجاج می‌کند.

الگوریتم پیشنهادی وانگ [۷] که در قسمت (ج) شکل ۹ نشان داده شده است، هرچند که با اعمال محدودیت‌هایی در الگوریتم، باعث می‌شود که خطوط مستقیم عمودی و افقی کم‌تر دچار اعوجاج شوند، اما این روش نیز این کار را به‌طور کامل انجام نمی‌دهد. الگوریتم پیشنهادی برای حفظ نسبت طول و عرض محتوای تصویر از نواحی یکنواخت سرتاسر تصویر استفاده می‌کند و باعث می‌شود تصویر طبیعی‌تر به نظر برسد. برای جلوگیری از خم شدن خطوط مستقیم، الگوریتم پیشنهادی برای هر سطر و ستون از چهارگوش‌ها ضریب مقیاس‌گذاری یکسانی در نظر می‌گیرد. قسمت (ج) شکل ۹ با روش دانگ و قسمت (د) با روش پیشنهادی کوچک شده‌اند. برای مقایسه چگونگی حفظ خطوط مستقیم به نواحی داخل مستطیل نگاه کنید.

روش چند عملگری که توسط رابین اشتاین و همکاران معرفی شد [۹]، به دلیل استفاده از روش بریدن قسمت‌هایی از تصویر را حذف می‌کند. در شکل ۱۰ قسمت (ب) تصویر با این روش کوچک شده است. همان‌طور که در تصویر می‌بینید قسمت راست تصویر کاملاً حذف شده است.

به دلیل استفاده از روش SC، الگوریتم دانگ [۱۱] باعث اعوجاج در تصویر خروجی می‌شود. برای مثال به شکل ۱۰ قسمت (ج) نگاه کنید. همان‌طور که می‌بینید، قسمت سمت راست بدن خرس تخریب و باعث اعوجاج تصویر شده است.



شکل ۱۰: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با روش‌های چند عملگری؛ (الف) تصویر اصلی، (ب) روش رابین اشتاین [۹]، (ج) روش دانگ [۱۱] و (د) روش پیشنهادی. اندازه تصویر از ۳۱۸×۴۰۰ به‌اندازه ۳۱۸×۲۰۰ تغییر کرده است.

این روش‌ها به دلیل استفاده از تابع فاصله و همچنین استفاده از عملگر SC بسیار کند هستند. شکل ۱۰ قسمت (د) با استفاده از روش پیشنهادی کوچک شده است. همان‌طور که می‌بینید طبیعی‌تر است. برای مثال صورت خرس و پسربچه که محتوای مهم تصویر هستند، نسبت به دو روش طبیعی‌تر است.

بیش‌تر روش‌های به‌صورت بصری، نتیجه روش خود را با دیگر روش‌ها مقایسه می‌کنند. چون تمرکز اصلی این الگوریتم‌ها بر حفظ محتوا تصویر است، این مسئله خود باعث می‌شود که فاصله تصویر خروجی از تصویر اصلی زیاد شود. اما در اینجا الگوریتم پیشنهادی را بر اساس معیار شباهت پیشنهادشده توسط سیماکوف [۱۰] با معروف‌ترین روش‌های تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا مقایسه شده است. الگویتم سیماکوف برای ارزیابی عملکرد الگوریتم تغییر اندازه تصویر، فاصله تصویر خروجی را از تصویر ورودی محاسبه می‌کند. فاصله کم‌تر نشان‌دهنده عملکرد بهتر الگوریتم می‌باشد. در اینجا، پنج تصویر استاندارد (شکل‌های ۱۵-۱۱) که از پایگاه داده استانداردی که رابین اشتاین و همکاران جمع‌آوری کرده و اکثر روش‌ها نیز از این تصاویر استفاده کرده‌اند، انتخاب شده و تصویر را با روش پیشنهادی کوچک شده و سپس با استفاده از الگوریتم سیماکوف با دیگر الگوریتم‌ها مقایسه می‌شود. در شکل‌ها و نمودارهایی که در ادامه آمده است، از علائم اختصاری برای بیان هر روش استفاده شده است که به‌صورت زیر می‌باشند.

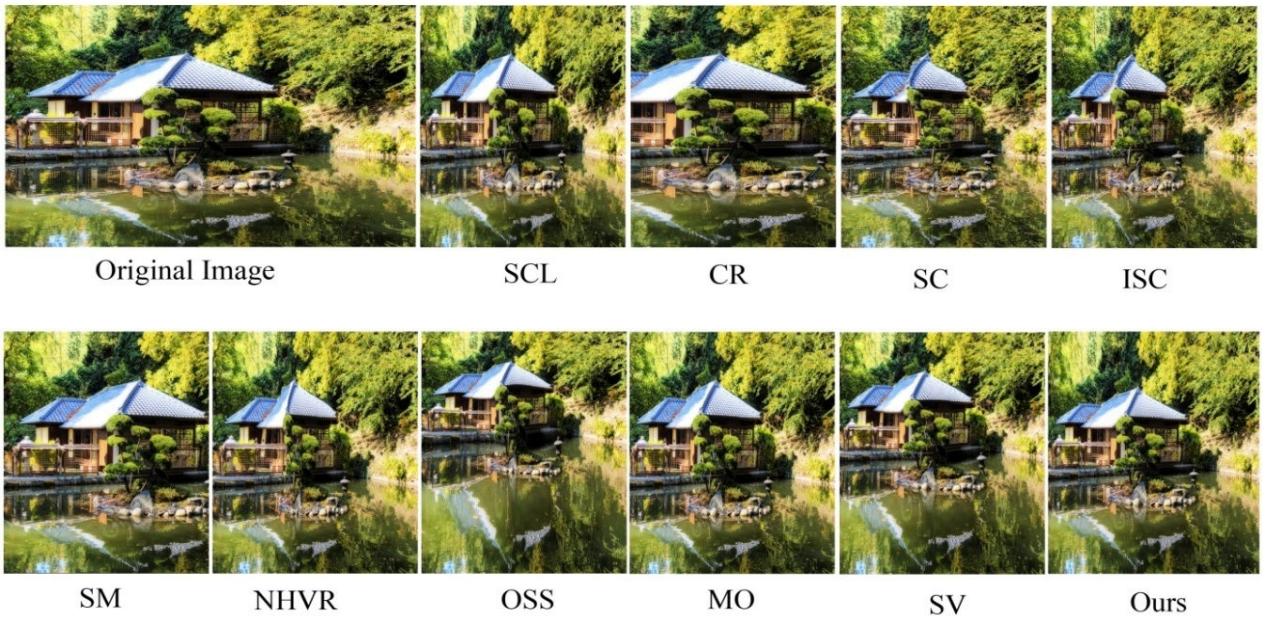
- Original Image: تصویر اصلی.
- SCL: روش مقیاس‌گذاری بیکوبیک.
- CR: روش بریدن.
- SC: روش Seam Carving [۲].
- ISC: روش SC بهبودیافته [۳].
- SM: روش شیفت مپ [۴].
- NHVR: روش ولف [۶].
- OSS: روش وانگ [۷].
- MO: روش چند عملگری رابین اشتاین [۹].
- SV: [۱۶].
- Ours: روش پیشنهادی.

در شکل‌های که در ادامه آمده است (شکل‌های ۱۵-۱۱) پنج مقایسه جامع با دیگر الگوریتم‌های معروف انجام شده است. همان‌طور که در نمودارها مشخص است خروجی الگوریتم پیشنهادی از نظر کمی نیز در مقایسه با اکثر الگوریتم‌ها نتیجه بهتر و درواقع فاصله کم‌تری نسبت به سایر روش‌ها به تصویر اصلی دارد.

جدول ۱ با استفاده از روش سیماکوف [۱۰] فاصله خروجی‌های روش‌های مختلف تغییر اندازه تصویر را با تصویر ورودی محاسبه می‌کند. روش سیماکوف [۱۰] در ضمیمه تشریح شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است خروجی الگوریتم پیشنهادی از نظر کمی نیز در هر مقایسه از اکثر الگوریتم‌ها بهتر عمل کرده است. یادآور می‌شویم که هرچه فاصله تصویر ورودی و خروجی کم‌تر باشد، عملکرد الگوریتم بهتر و تصویر خروجی به تصویر ورودی بیش‌تر شباهت خواهد داشت.

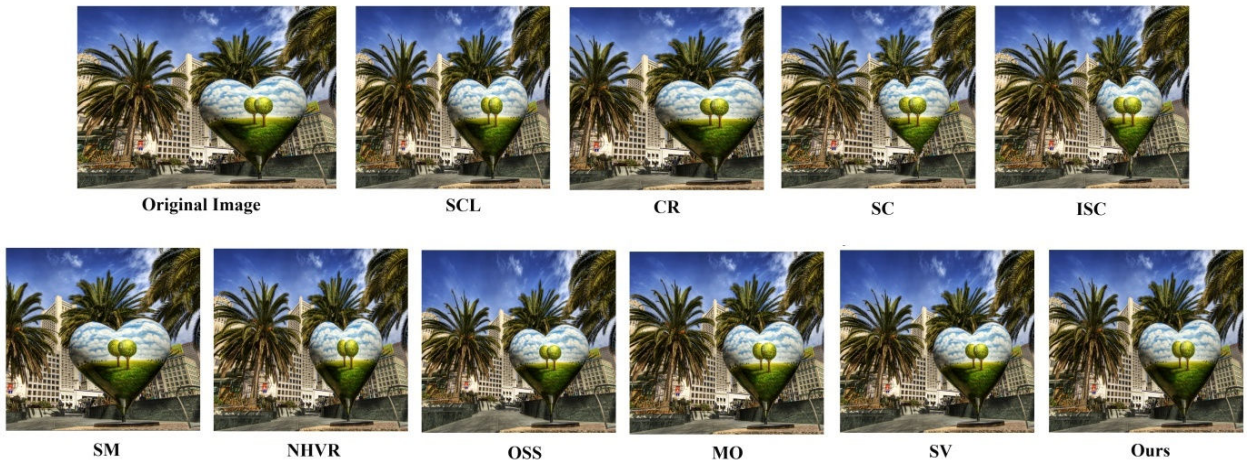
www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱۱: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌ها

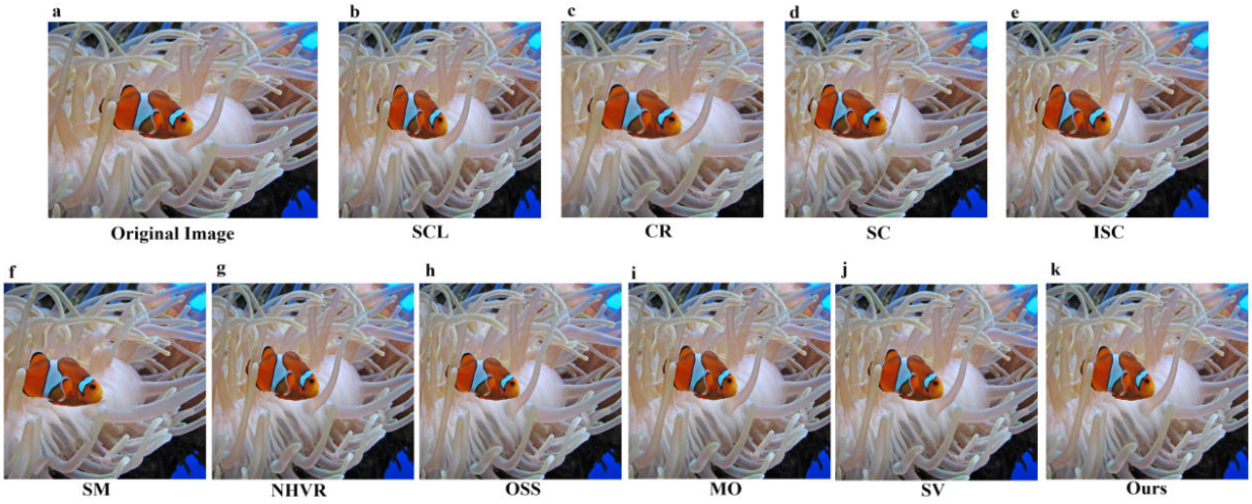
شکل ۱۲: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌ها



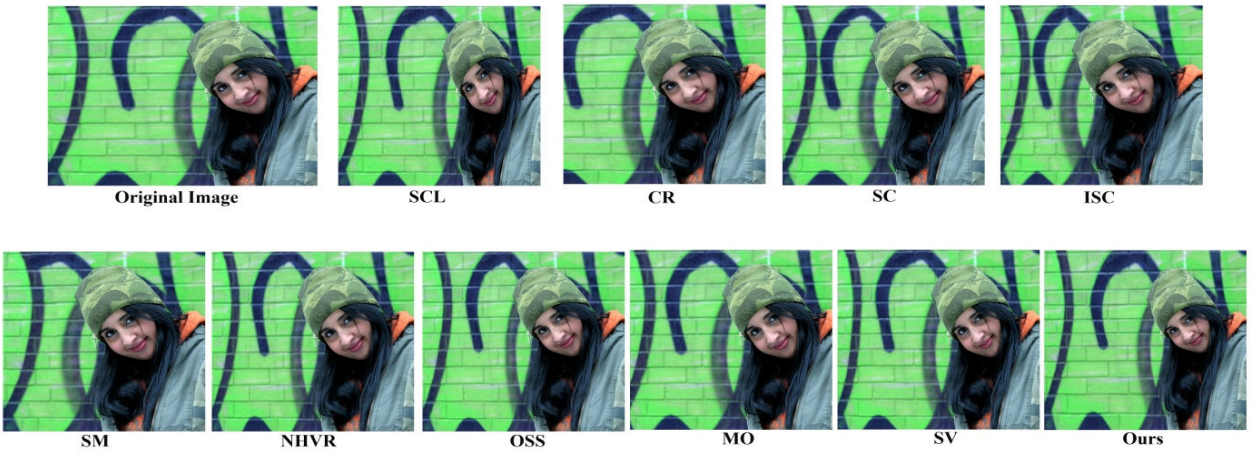
شکل ۱۳: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌ها

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱۴: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌ها



شکل ۱۵: مقایسه الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌ها

جدول ۱: فاصله تصویر خروجی حاصل از روش‌های مختلف از تصویر ورودی

	شکل ۱۱	شکل ۱۲	شکل ۱۳	شکل ۱۴	شکل ۱۵
SCL	۲۰۳۵	۱۰۹۱	۲۴۰۷	۱۱۰۷	۸۸۵
CR	۲۱۴۹	۱۷۲۶	۲۲۱۴	۱۴۸۸	۸۹۴
SCL	۲۰۸۸	۱۲۱۹	۲۶۳۵	۱۱۵۹	۹۶۲
ISC	۲۰۱۸	۱۱۲۰	۲۵۸۵	۱۱۴۲	۸۹۴
SM	۱۸۷۹	۱۲۴۲	۲۳۳۳	۱۱۲۳	۸۹۹
NHVR	۱۹۳۱	۹۶۴	۲۴۱۸	۹۹۱	۷۹۶
OSS	۱۷۵۴	۱۳۶۹	۲۴۴۵	۱۰۲۳	۸۸۱
MO	۲۰۸۴	۱۶۶۳	۲۴۶۸	۱۱۹۸	۱۲۵۲
SV	۱۹۰۵	۱۵۳۳	۲۴۸۲	۱۱۳۰	۸۸۴
Ours	۱۹۵۴	۱۲۰۳	۲۳۹۷	۱۱۲۷	۸۸۰

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا پیشنهاد شد که از توابع آماری برای محاسبه اهمیت هر قسمت از تصویر استفاده می‌کند. برای تشخیص نواحی بااهمیت تصویر، یک نقشه اهمیت جدید پیشنهاد دادیم که عملکرد بهتری نسبت به نقشه‌های اهمیت موجود در تشخیص نواحی مهم تصویر دارد. این الگوریتم برای هر قسمت از تصویر یک ضریب اهمیت محاسبه کرده که نواحی مهم‌تر دارای ضریب بزرگ‌تری هستند و در هنگام تغییر اندازه تصویر این نواحی کم‌تر تخریب می‌شوند. چون کج شدن خطوط مستقیم عمودی و افقی تصویر، اعوجاج حاصل از تخریب آن را بیش‌تر نمایان می‌کنند، ما هر سطر و ستون از چهارگوش‌ها را به یک اندازه تغییر داده و از خم شدن خطوط جلوگیری کردیم. سرانجام نتیجه شبیه‌سازی این الگوریتم و مقایسه با سایر الگوریتم‌ها نشان داد که الگوریتم پیشنهادی هم سرعت قابل‌توجهی دارد و هم در مقایسه با الگوریتم‌های موجود دارای ارزش کمی و کیفی بهتری است.

پیوست: معیار شباهت دوطرفه

فرض کنید تصویر S، تصویر ورودی و تصویر T، تصویر خروجی حاصل از اجرای الگوریتم تغییر اندازه تصویر با حفظ محتوا باشد. فرض کنید P یک قطعهٔ 7×7 از تصویر ورودی بوده، هدف پیدا کردن یک قطعه از تصویر خروجی است که کم‌ترین فاصلهٔ $\square\square$ با تصویر ورودی داشته باشد و برعکس. اگر N_S تعداد قطعات تصویر ورودی (S) و N_T تعداد

www.SID.ir

Archive of SID

قطعات تصویر خروجی (T) باشد، فاصله تصویر ورودی از تصویر خروجی با رابطه زیر به دست می‌آید [۱۰].

$$d(S,T)=\frac{1}{N_S}\sum_{P\subset S}\min_{Q\subset T}D(P,Q)+\frac{1}{N_T}\sum_{Q\subset T}\min_{P\subset S}D(Q,P)$$

برای مثال، برای هر قطعه $Q\subset T$ دنبال یک قطعه $P\subset S$ می‌گردیم که بیش‌ترین شباهت با آن داشته باشد و برعکس. تابع $D(.,.)$ فاصله بین دو قطعه در دو تصویر را محاسبه می‌کند. تابع $D(.,.)$، SSD (Sum of Squared Distances) دو قطعه از تصویر را محاسبه می‌کند. به‌طور خلاصه الگوریتم شباهت دوطرفه فاصله دو تصویر که ممکن است در اندازه متفاوت باشند را محاسبه می‌کند. تصویری که دارای فاصله کم‌تر باشد به این مفهوم است که آن تصویر به تصویر ورودی شباهت بیش‌تری دارد.

مراجع

[1] D. Vaquero, M. Turk, K. Pulli, M. Tico, and N. Gelfand, "A survey of image retargeting techniques," *Proc. SPIE 7798, Applications of Digital Image Processing XXXIII*, 2010.

[2] S. Avidan, and A. Shamir, "Seam carving for content-aware image resizing," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 26, no. 3, pp. 267–276, 2007.

[3] M. Rubinstein, A. Shamir, and S. Avidan, "Improved seam carving for video retargeting," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 27, no. 3, pp. 1–9, 2008.

[4] Y. Pritch, E. Kav-Venaki, and S. Peleg, "Shift-map image editing," *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 151–158, 2009.

[5] R. Gal, O. Sorkine, and D. Cohen-Or, "Feature aware texturing," *Proceedings of Euro graphics Symposium on Rendering*, pp. 297–303, 2006.

[6] L. Wolf, M. Guttmann, and D. Cohen-Or, "Non-homogeneous content- driven video retargeting," *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 1–6, 2007.

[7] Y.S. Wang, C.L. Tai, O. Sorkin, and T.Y. Lee, "Optimized scale-and-stretch for image resizing," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 27, no. 5, 2008.

[8] Y. Wu, X. Liu, S. Liu, and Kwan-Liu Ma, "ViSizer: a visualization resizing framework," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, pp. 278-290, 2013.

[9] M. Rubinstein, A. Shamir, and S. Avidan, "Multi-operator media retargeting," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 28, no. 3, pp. 1–11, 2009.

[10] D. Simakov, Y. Caspi, E. Shechtman, and M. Irani, "Summarizing visual data using bidirectional similarity," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–8, 2008.

[11] W. Dong, N. Zhou, J.C. Paul, and X. Zhang, "Optimized image resizing using seam carving and scaling," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 28, no. 5, pp.1–10, 2009.

[12] Y. Liang, Z. Su, and X. Luo, "Patchwise scaling method for content-aware image resizing," *Signal Processing*, vol. 92, pp. 1243–1257, 2012.

[13] L. Itti, C. Koth, and E. Niebur, "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis," *IEEE Transactions. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 11, pp. 1254–1259, 1998.

[14] J. Harel, C. Koch, and P. Perona, "Graph-based visual saliency," *Proceedings of the NIPS*, 2006.

[15] R. Rosenholtz, Y. Li, and L. Nakano, "Measuring visual clutter," *Journal of Vision*, vol. 7, no. 2, pp. 1–22, 2007.

[16] P. Krähenbühl, Manuel Lang, A. Hornung, M. Gross, and D. Research, "A system for retargeting of streaming video," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 28, no. 5, 2009.

زیرنویس‌ها

[1] Importance map

[2] Methodology
[3] Measure
[4] Blur
[5] Execution time
[6] Patch
[7] Distance

www.SID.ir