

## تولید طرح چهره از تصویر نمونه با کدگذاری الگوی دودویی محلی

امیررضا امیرفتحیان<sup>۱</sup> و حسین ابراهیم نژاد<sup>۲</sup>

### چکیده

سنتز طرح چهره از عکس نمونه در سرگرمی‌های دیجیتال و تحقیقات پزشکی قانونی نقش مهمی دارد. در این مقاله، سنتز طرح چهره دو فرآیند اصلی دارد. در فرآیند اول انتخاب همسایه‌ها و در فرآیند دوم بازسازی ضرایب نمایش انجام می‌شود. مدت زمان اجرا و پیچیدگی محاسبات به فرآیند انتخاب تکه‌های همسایه بستگی دارد. تولید طرح چهره با روش‌های state of the art، فرآیند انتخاب همسایگی برای داده‌های مؤثر را با جستجوی  $k$  نزدیکترین همسایگی اجرا می‌کند. از این رو، مدت زمان اجرای سنتز را افزایش می‌دهند. همچنین برای انتخاب تکه‌های همسایه به بررسی تمام داده‌های آموزشی نیاز دارند. در نتیجه، پیچیدگی محاسباتی با تعداد داده‌های آموزشی افزایش یافته و باعث محدودیت مقیاس‌پذیری می‌شود. در این مقاله، ما یک روش مؤثر را با کدگذاری دودویی محلی و نمونه‌برداری در محل اجرا می‌کنیم. سپس با استخراج شکل از بافت‌های حاصل و تعیین وضعیت سطوح، طرح چهره را نمایش می‌دهیم. آزمایش‌های ما روی جفت تصاویر پایگاه داده CUHK نشان می‌دهد که روش ارائه شده در مقایسه با روش‌های state of the art از نظر کیفیت طرح‌های تولید شده و مدت زمان اجرای محاسبات برتری دارد. همچنین روش پیشنهادی در برابر مشکلات خطاهای حسی چهره که باعث تغییر شکل ناهمگون در طرح چهره می‌شود، مقاوم می‌باشد.

### کلیدواژه‌ها

تولید طرح چهره، سنتز عکس چهره به طرح، نگاشت عکس چهره به طرح، کدگذاری با الگوی دودویی محلی.

### ۱ مقدمه

از دوربین‌ها و ویدئوهای نظارتی با کیفیت پایین در سیستم‌های تشخیص چهره قادر نیست تا هویت مجرم را به درستی شناسایی کنند. از این رو، ارائه طرحی از چهره مبتنی بر توصیف شاهدان عینی بهترین جایگزین بحساب می‌آید. ایجاد طرح چهره از یک عکس نمونه با کار تبدیلات ویژه تانگ و وانگ شروع شد [۲] تا [۴]. آنها با روش آنالیز مؤلفه‌های اساسی و افکنش تصویر مثال به فضای مجموعه تصاویر عکس‌های آموزشی، ضرایب ترکیب خطی را آموزش می‌دادند. اما، آموزش یک مدل بازسازی کامل برای نمایش نگاشت‌های غیرخطی از عکس و طرح چهره‌ها، کار دشواری بود. لیو و همکاران او، رابطه نگاشت غیرخطی جامعی را با نگاشت‌های خطی تکه‌های بیشتری از عکس و طرح چهره تخمین زدند [۵]. در روش آنها،  $k$  عدد از نزدیکترین تکه‌های عکس از میان مجموعه داده‌های آموزشی در عبارتی از فاصله

به طور کلی سنتز طرح چهره به مسأله ایجاد طرح گرافیکی از تصویر مشخص برمی‌گردد که در آن تعدادی از جفت تصاویر عکس و طرح چهره به عنوان مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی در نظر گرفته می‌شوند. این موضوع در زمینه سرگرمی‌های دیجیتال و تحقیقات جنایی برای کمک به اجرای قوانین به پیشرفت‌های گسترده‌ای دست یافته است [۱]. استفاده از اطلاعات محدود گردآوری شده

این مقاله در اسفندماه ۱۳۹۶ دریافت، در دی‌ماه ۱۳۹۷ سومین بازنگری و در بهمن‌ماه همان سال پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> آزمایشگاه بینایی کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند تبریز

رایانامه: [a\\_amirfathiyan@sut.ac.ir](mailto:a_amirfathiyan@sut.ac.ir)

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

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

[www.SID.ir](http://www.SID.ir)

نویسنده مسئول: حسین ابراهیم نژاد

$$\min_w \|x - X\|_2^2 + \lambda \|I_i w - I^i w_i\| \quad (2)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^K w_i = 1 ; w_i \geq 0$$

در رابطه ۲، بردار ستونی  $w_i$  ضریب بازسازی متناظر با تکه طرح همسایگی  $i$  ام است؛ بردار  $I^{(i)}$ ، بردار شدت پیکسلی می باشد که از ناحیه همپوشانی تکه طرح همسایگی  $i$  ام استخراج می شود؛ بردار  $I_i$ ، بردار شدت پیکسلی هست که از قسمت همپوشانی تکه جاری از طرح هدف، بدست می آید. عبارت  $\|I_i w - I^{(i)} w_i\|$  در  $\sum_{i=1}^4$  واقع، شرط وابستگی بین تکه طرح تولید شده متناظر با تکه  $X$  از عکس آزمون با چهار تکه همسایگی آن را نشان می دهد. پنگ و همکاران او، یک مدل برای اهداف چندمنظوره ارایه کردند که روش آنها در مقابل پس زمینه و تغییرات نورانی مقاوم بوده و مدل چند بُعدی وزن دار مارکوف را بهبود می بخشد [۱۳]. در اکثر روش ها، انتخاب همسایه ها برای هر تکه ای انتخابی با تکنیک KNN اجرا می شود و برای آموزش داده ها نیاز به زمان دارند. همین موضوع باعث می شود تا مدت زمان اجرایی فرآیند سنتز یا تولید طرح چهره افزایش یابد. از طرف دیگر، با افزایش تعداد تصاویر پایگاه داده، پیچیدگی محاسباتی نیز به طور خطی افزایش می یابد. وانگ و همکاران او شبکه های عصبی و مدل GAN<sup>۱</sup> را برای تولید چهره افراد استفاده کردند. روش آنها کمک کرد تا ویژگی های تصویر ورودی از جمله اطلاعات هویتی و جزئیات چهره حفظ شوند. آنها با روش پیشنهادی چهره های طبیعی و واقعی تر را با حفظ اطلاعات هویتی افراد، تولید کردند [۱۴]. اما، وانگ و همکاران او مدل بیزین<sup>۲</sup> را برای تولید طرح چهره پیشنهاد دادند. هدف آنها ارایه طرحی از چهره با درک بهتر از ویژگی های عادی و تفاوت های ذاتی تصویر بر اساس مدل های احتمالاتی بود [۱۵]. آنها در ادامه کار خود، نمونه برداری تصادفی<sup>۳</sup> را برای افزایش سرعت تولید طرح چهره ارایه نمودند [۱۶].

در این مقاله، تولید طرح چهره از تصویر نمونه با کدگذاری دودویی محلی تصویر نمونه و طی دو فرآیند اصلی، انتخاب همسایه ها و ارایه ضرایب بازسازی اجرا می شود. بعبارتی، عکس ورودی ضمن کدگذاری دودویی محلی به تکه های کوچک متعدد تقسیم می شود. تعداد این تکه ها، زوج و مقداری همپوشانی نیز برای تکه های مجاور در نظر گرفته می شود. این کار، سازگاری بین طرح ها و عکس های کدگذاری شده را تضمین می کند. در ادامه، برای هر تکه ای آزمون نزدیکترین تکه ای عکس از مجموعه عکس-های آموزشی انتخاب شده و جهت تولید طرح چهره در نظر گرفته می شوند. روش مرسوم برای نمایش هر تکه ای طرح هدف، استفاده از روش غیرپارامتریک برای استخراج شکل از بافت های تصویری است. سپس، ترکیب های خطی را می توان از روی تکه های طرح برگزیده، بدست آورد. فرض بر این هست که هر تکه عکس و طرح

اقلیدسی جستجو شده و سپس ضرایب بازسازی در قالب کدهای خطی محلی محاسبه می شوند [۶]. البته، فرض آنها بر این است که همه نزدیکترین همسایه های انتخابی با احتمال مساوی در فرآیند محاسبه ضرایب بازسازی مشارکت داشته و فاصله ای هم بین این همسایه ها و تکه آزمون وجود نداشته باشد.

$$\min_w \|x - X\|_2^2, s. t. \sum_{i=1}^K w_i = 1 \quad (1)$$

در رابطه ۱ بردار ضرایب به عنوان بردار وزن های بازسازی، به صورت زیر تعریف می شود.

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_k)^T$$

همچنین در رابطه ۱،  $x$  یک بردار ستونی به عنوان تکه عکس آزمون؛  $X$  یک ماتریس از ترکیب  $k$  ستون از تکه های عکس آموزشی می باشد. تکه طرح هدف متناظر با تکه عکس آزمون، از ترکیب خطی وزن دار  $k$  تکه طرح آموزشی، بازسازی می شوند. سانگ و همکاران او، مسأله سنتز طرح چهره را به صورت یک مسأله حذف نویز مکانی از طرح<sup>۴</sup> در نظر گرفتند [۷]. آنها ضرایب بازسازی را با محاسبه گرادیان همجوشی<sup>۵</sup> بدست آوردند. گائو و همکاران او، پیشنهادی ارایه کردند که در آن بجای انتخاب تعداد ثابت  $k$  تا نزدیکترین همسایه ها با نمایش اسپارس و به صورت تطبیقی، آنها را انتخاب می کردند [۸] تا [۱۰]. وانگ و همکاران او، روش جدیدی را با استفاده از یک مدل چند بُعدی تصادفی مارکوف<sup>۳</sup> برای تولید طرح چهره ارایه نمودند. روش آنها، تفاوت بین عکس و طرح را بطور قابل ملاحظه ای کاهش می داد. اما، قادر نبود تا تکه هایی از طرح را که در مرحله ای آموزشی شرکت نداشتند، تولید نماید. بهمین دلیل، مقداری تغییر شکل در طرح نهایی چهره وجود داشت. در تفسیر کار آنها می توان چنین بیان کرد که بدست آوردن ضرایب بازسازی معادل با یافتن تکه طرح با بیشترین تناسب بوده و ضریب وزنی واحد برای آن قابل تنظیم هست [۱۱]. زو و همکاران او، روشی پیشنهاد کردند که در آن ضرایب و ترکیب های خطی را به داخل مدل چند بُعدی تصادفی مارکوف دخالت می دادند. آنها این روش را به نام مدل چند بُعدی وزن دار مارکوف<sup>۴</sup> معرفی نمودند [۱۲] و برای اینکه قادر به حل مشکل مربوط به تغییر شکل چهره شوند، در استراتژی خود به جستجوی تکه طرح یکپارچه اهمیت قایل شدند. تفاوت روش آنها با روش کدهای خطی محلی<sup>۵</sup> در اهمیت قایل شدن به شباهت ها و وابستگی بین تکه های همسایه از طرح تولید شده بود که آن را با رابطه ۲ بیان نمودند. این بار هم مشابه با کار های قبلی، فرض بر این بود که همه نزدیکترین همسایه های انتخابی با احتمال مساوی در فرآیند محاسبه ضرایب بازسازی شرکت داده شوند و فاصله ای هم بین این همسایه ها و تکه آزمون وجود نداشته باشد.

<sup>1</sup>Spatial Sketch Denoising

<sup>2</sup>Conjugate Gradient Solver

<sup>3</sup>Markov Random Fields

<sup>4</sup>Markov Weight Fields

<sup>5</sup>Locally Linear Embedding

<sup>6</sup>Generative Adversarial Networks

<sup>7</sup>Bayesian

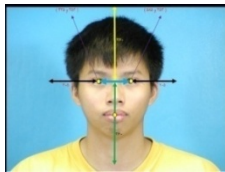
<sup>8</sup>Random Sampling

## Archive of SID

و (۴۳۵،۳۵۳) پیکسل) قرار گیرند. به این ترتیب فاصله‌ی مراکز دو چشم برابر با ۱۵۰ پیکسل می‌شود و در همه‌ی تصاویر مراکز چشم‌ها در یک موقعیت ثابت قرار می‌گیرند. این عملیات باعث می‌شود تا تغییرات مقیاس، چرخش و جابه‌جایی در تصاویر به حداقل برسد. بعد از تنظیم تصاویر، آنها را طوری برش می‌دهیم تا بتوانیم اثرات پس زمینه را تا حد امکان کاهش دهیم. برای این کار از روش ساده‌ای که مبتنی بر موقعیت قرارگیری جدید مراکز چشم-هاست، استفاده می‌کنیم. در نتیجه تصاویر بریده شده با اندازه ۷۲۰×۵۶۰ پیکسل، بدست می‌آیند. در مرحله‌ی آخر، تصاویر را به ۲۵۰×۲۰۰ تغییر اندازه می‌دهیم. با این کار، اندازه‌ی تصاویر کوچکتر شده و در نتیجه فرآیند استخراج ویژگی سریع‌تر صورت می‌گیرد. در شکل ۱ مراحل پیش‌پردازش یک عکس از تصاویر پایگاه داده نشان داده شده است.



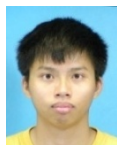
(الف)



(ب)



(پ)



(ت)

شکل ۱: عملیات پیش‌پردازش (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر تنظیم شده (نرمال سازی شده) (پ) تصویر بریده شده (ت) تصویر نهایی مرحله پیش‌پردازش با اندازه ۲۵۰×۲۰۰.

## ۲-۲ کدگذاری تصویر با الگوی دودویی محلی

بافت هر تصویر، به عنوان خصوصیت ذاتی آن محسوب می‌شود. بنابراین بافت‌های تصویر اغلب دربرگیرنده‌ی الگوهای سازمان یافته از زیرعناصر با قاعده که تکستون نامیده می‌شوند، می‌باشند. در واقع، با یافتن تکستون‌ها و توصیف نحوه‌ی قرارگیری آنها در کنار هم می‌توان بافت تصویری را پیدا کرد. عملگر الگوی دودویی محلی، یک توصیف‌گر ثابت مقیاس خاکستری برای آنالیز بافت تصاویر هست. از این‌رو در ادامه، تصویر حاصل از مرحله‌ی

متناظرش، بتوانند ساختارهای هندسی مشابهی را به اشتراک بگذارند تا ضرایب ترکیب‌های خطی قابل محاسبه باشند. یعنی، اگر دو تکه عکس مشابه هم هستند آنگاه بایستی تکه طرح‌همتای آنها نیز با هم مشابه باشند. برای یافتن همسایه‌ها، برخی از تکه‌ها را به طور تصادفی انتخاب نموده و از آنها به منظور بازسازی تکه‌های طرح هدف، استفاده می‌کنیم. این کار، باعث افزایش قابل ملاحظه سرعت اجرای فرآیند تولید طرح چهره می‌شود. از روش آنالیز مولفه‌های اساسی نیز برای کاهش ابعاد هر یک از بردارهای تکه انتخابی استفاده می‌شود [۱۷] و [۱۸]. در ادامه کار، روش پیشنهادی تحت تنظیمات و شرایط یکسان آزمایشی، از نظر مدت زمان اجرای فرآیند سنتز با سایر کارهای مرتبط مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد. برخلاف کارهای قبل، در روش ارائه شده شباهت‌های متمایز بین تکه آزمون و همسایه‌های انتخاب شده در فرآیند محاسبات ضرایب بازسازی در نظر گرفته می‌شود. عمل مرتب سازی با توجه به محل هر تکه‌ی گزینش شده، بعد از محاسبه‌ی ضریب بازسازی متناظر با آن اجرا می‌شود [۱۹]. این عمل، باعث بهبود کیفیت طرح نهایی خواهد شد. سپس با استخراج شکل از بافت‌های حاصل و تعیین وضعیت سطوح، طرح چهره را ارائه می‌کنیم. در اینجا، وجود محدودیت مکانی تکه باعث می‌شود تا اهمیت تکه‌هایی از تکه آزمون که پراکنده هستند، محدود یا تضعیف شده ولی در مقابل اهمیت تکه‌های اطراف تکه‌ی آزمون، تقویت می‌شوند. چنین عملی شبیه روش‌هایی است که برای کاربردهای ترمیم تصاویر از جمله تکنیک‌های سوپر رزولوشن تصاویر [۲۰] و [۲۱] و یا حذف نویز از تصاویر [۲۲] استفاده می‌شود. همچنین کارایی روش پیشنهادی برای تولید طرح چهره با سایر روش‌های موسوم به state of the art مورد بررسی و مقایسه قرار داده می‌شود.

این مقاله، بصورت زیر سازماندهی شده است: در بخش دوم روش پیشنهادی تشریح می‌شود و آزمایش‌ها به همراه تفسیر نتایج در بخش سوم گنجانده شده است. در بخش چهارم نتایج تولید طرح چهره روی پایگاه CUHK و مقایسه کیفی ارائه شده است. بخش پنجم به نتیجه‌گیری از این کار تحقیقاتی اختصاص دارد.

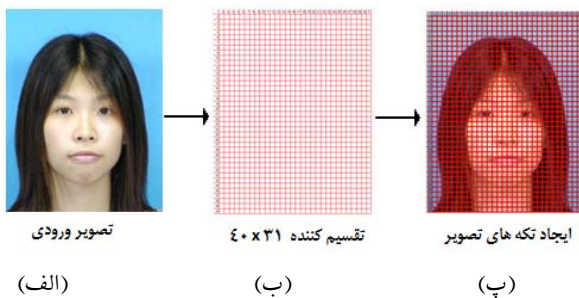
## ۲ روش پیشنهادی

### ۱-۲ پیش‌پردازش تصاویر

مرحله‌ی پیش‌پردازش یک مرحله‌ی حیاتی برای افزایش دقت و کارایی روش پیشنهادی است. در این مرحله با تنظیم و نرمال سازی چهره‌ها، تصاویر را در یک محل خاص ثابت می‌کنیم. علت این کار کاهش تغییرات مقیاس، چرخش و جابه‌جایی در تصاویر چهره است. برای تنظیم چهره‌ها، به طور دستی موقعیت مرکز چشم‌ها را در تصاویر آموزشی علامت زده و سپس تصاویر را با عملیات دوران و انتقال طوری جابه‌جا می‌کنیم تا مراکز چشم‌ها در همه‌ی تصاویر در یک موقعیت خاص (در موقعیت (۵۸۵،۳۵۳))

## Archive of SID

با اعمال روش کدگذاری دودویی محلی برای همسایگی پیکسل‌های عکس، تصویر کدگذاری شده حاصل خواهد شد. در ادامه، عکس و طرح‌های کدگذاری شده را توسط یک ماسک تقسیم‌گر به تعداد زوجی از تکه‌ها تقسیم می‌کنیم. با فرض اینکه تداخل بین تکه‌های همسایه را صفر در نظر بگیریم (در اصل مقداری هم‌پوشانی بین آنها وجود خواهد داشت). هر تصویر را به لحاظ سطری به ۴۰ تکه و از نظر ستونی به ۳۱ تکه، تقسیم می‌کنیم. عبارتی، تصاویر به تعداد  $40 \times 31$  تکه تقسیم می‌شوند. تکه‌های تصاویر را به فرم یک بردار ستونی نمایش خواهیم داد. طوری که  $(i, j)$  نشان دهنده موقعیت تکه در سطر  $i$  ام و ستون  $j$  ام هست. با توجه به تقسیم‌های انجام شده و تکه‌های حاصل از تصاویر، محدوده‌ی تغییرات سطرها و ستون‌ها به ترتیب در بازه‌های  $[1: R]$  و  $[1: C]$  می‌باشند. در حقیقت، هدف آن است که به ازای تعداد تکه‌های تقسیم شده از تصاویر  $(40 \times 31)$  تکه گروه‌هایی از جفت تکه‌های عکس و طرح متناظرش را ایجاد نماییم. یعنی می‌خواهیم تکه‌های حاصل را در موقعیت‌های مشابه آنها قرار دهیم. شکل ۳ ماسک تقسیم‌گر و نحوه ایجاد تکه‌های تصاویر را برای یک عکس نمونه نشان می‌دهد.



شکل ۳: عملیات ایجاد تکه‌های تصویر (الف) تصویر اصلی (ب) ماسک تقسیم‌گر (پ) ایجاد تکه‌های تصویر ورودی.

## ۲-۳ استخراج ویژگی‌ها

همان طور که اشاره شد، برای مرحله‌ی پیش‌پردازش تصاویر ورودی تنها از دو نقطه‌ی چهره (مراکز چشم‌ها) برای نرمال‌سازی و هم‌ترازی استفاده می‌شود، از این‌رو احتمال آن هست که بین عکس آزمون و عکس‌های آموزش، یک ناهم‌ترازی وجود داشته باشد. این موضوع باعث ایجاد ناهم‌ترازی در نتایج فرآیند بازسازی و به طور کلی ناهم‌ترازی در طرح نهایی چهره می‌شود. برای کاهش اثرات آن، ناحیه‌ی نمونه‌برداری را بزرگ انتخاب می‌کنیم تا تکه‌های بیشتری، نمونه‌برداری شوند.

ماتریس‌های  $X(i, j)$  و  $Y(i, j)$  را که به ترتیب ماتریس‌های مربوط به تکه‌های عکس و تکه‌های طرح انتخابی هستند، در خوشه  $(i, j)$  ام در نظر می‌گیریم. ابعاد این دو ماتریس به اندازه (سایز) تکه‌ها و تعداد آنها بستگی دارد. پس جهت بهبود کارایی، کاهش محاسبات و کاهش ابعاد تکه‌های تصاویر مجموعه آموزش

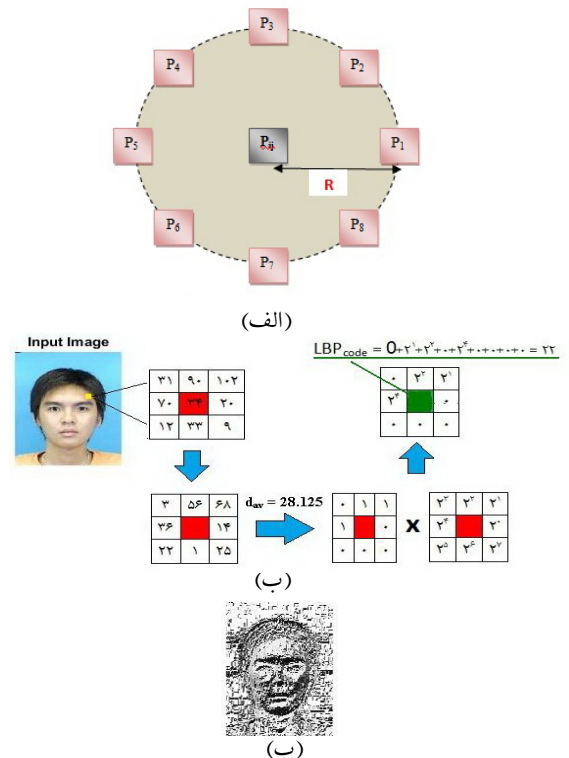
پیش‌پردازش را تبدیل به یک تصویر مقیاس خاکستری نموده و سپس با روش الگوی دودویی محلی کدگذاری می‌کنیم. برای این کار، هشت همسایه هر موقعیت پیکسل در شعاع  $R$  را در نظر می‌گیریم. برای مثال موقعیت  $(i, j)$  را در نظر بگیرید. بردار گرادیان هر پیکسل و همسایگی اطراف آن با مرکزیت همان پیکسل را  $h_{ij}$  می‌نامیم. سپس فاصله اقلیدسی بین بردار  $h_{ij}$  و هر یک از هشت بردار متناظر با همسایه‌های آن را محاسبه می‌کنیم. علاوه بر آن، مقدار میانگین هشت فاصله را نیز بدست می‌آوریم و آن را  $d_{av}$  می‌نامیم. اگر فاصله بین هر یک از بردارهای همسایه و بردار  $h_{ij}$  از میانگین فواصل  $d_{av}$  بیشتر یا مساوی باشد به موقعیت پیکسل، مقدار ۱ و در غیر این صورت مقدار صفر را اختصاص می‌دهیم. بنابراین برای هر موقعیت پیکسل، یک رشته‌ی دودویی هشت رقمی را بدست می‌آوریم. با تبدیل این رشته‌ی دودویی به معادل دهدهی آن که مقداری بین صفر تا ۲۵۵ خواهد بود، مقدار کد برای آن موقعیت پیکسل بدست خواهد آمد [۲۳]. به طور خلاصه، این روش کدگذاری را می‌توان با رابطه ۳ چنین بیان کرد:

$$LBP_{W,R} = \sum_{k=1}^8 f(d(h_k, h_{ij})) \cdot 2^{k-1} \quad (3)$$

در این رابطه  $h_k$  بردارهای همسایه موقعیت  $(i, j)$  و  $d(\dots)$  فاصله اقلیدسی بین بردارها را نشان می‌دهد. تابع  $f$  هم به صورت رابطه ۴ تعریف می‌شود.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & , x \geq d_{av} \\ 0 & , otherwise \end{cases} \quad (4)$$

این روش کدگذاری در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲: فرآیند کدگذاری با الگوی دودویی محلی (الف) نمایش یک پیکسل و همسایه‌های هشت تایی آن (ب) نحوه‌ی کدگذاری پیکسل‌ها (پ) تصویر کدگذاری شده.

<sup>1</sup>  $i \in \{1, \dots, Row\}$

<sup>2</sup>  $j \in \{1, \dots, Column\}$

## Archive of SID

در رابطه ۷،  $\alpha(i, j)$  نشان دهنده ضرایب وزنی برای تکه عکس آزمون می‌باشد. پارامتر  $\mu$ ، خطای ما بین ضرایب وزنی بازسازی و عامل محدودکننده موقعیت را متعادل می‌کند. بردار  $d(i, j)$ ، برداری است که فاصله اقلیدسی ما بین تکه عکس آزمون و تکه‌های عکس انتخابی آموزش  $(X(i, j))$  را بیان می‌کند. اگر این بردار را به یک بردار قطری<sup>۱</sup> تبدیل کنیم آنگاه کواریانس بین تکه‌های عکس آموزش و تکه‌های افکنش شده عکس آزمون بعد از کاهش ابعاد، با رابطه ۸ قابل توصیف هست.

$$Cov(i, j) = [X(i, j) - (1, \dots, 1)^T x^T(i, j)] \cdot [X(i, j) - (1, \dots, 1)^T x^T(i, j)]^T \quad (۸)$$

پس، می‌توان  $\alpha(i, j)$  در رابطه ۷ را به صورت روابط ۹ و ۱۰ نوشت.

$$\beta(i, j) = [Cov(i, j) + \mu \text{diag}(d(i, j))] / (1, \dots, 1)^T \quad (۹)$$

$$\alpha(i, j) = \beta(i, j) / (1, \dots, 1)^T \beta(i, j) \quad (۱۰)$$

در کل محاسبات و پیچیدگی‌های روابط ۹ و ۱۰ به تعداد تکه‌های نمونه‌ای که انتخاب می‌شوند، بستگی دارد. از این رو، می‌توان در مرحله‌ی آموزش داده‌ها، برخی از تکه‌های نمونه که فاصله‌ی آنها از تکه‌های عکس آزمون بیشتر هستند را حذف نمود تا محاسبات کمتر شده و سرعت کار فرآیند تولید طرح چهره افزایش یابد. بهر حال، برای یافتن تکه‌ی طرح هدف  $(Y(i, j))$ ، کافی است تا ترکیب‌های خطی از ضرایب تصاویر انتخابی از طرح‌های آموزشی را با بردار ضرایب وزن  $(\alpha(i, j))$  از رابطه ۱۰ محاسبه کنیم. عبارتی دیگر، رابطه ۱۱ را برای ارایه تکه‌های طرح هدف بکار می‌بریم.

$$y(i, j) = Y(i, j) \alpha(i, j) \quad (۱۱)$$

برای رسیدن به طرح نهایی از تصویر نمونه، تکه‌های بدست آمده را با در نظر گرفتن مقدار همپوشانی در کنار همدیگر قرار می‌دهیم. بنابراین، برای محاسبه ضرایب بازسازی طرح مورد نظر الگوریتم زیر را بکار می‌بریم. ابتدا با فرض معلوم بودن  $p_s$  اندازه تکه و مقدار  $o_v$  همپوشانی بین تکه‌ها، عکس چهره ورودی  $P$  به عنوان عکس تست به تکه‌های  $x(i, j)$ ، تقسیم می‌کنیم. در نتیجه، موقعیت و محل تمام تکه‌های عکس و مقادیر  $C, R$  برای تعیین محدوده تغییرات سطرها  $(i)$  و ستون‌ها  $(j)$  در بازه‌های  $[1: R]$  و  $[1: C]$ ، معلوم می‌شوند. در مرحله‌ی بعد، ماتریس کواریانس و ماتریس مربوط به تکه‌های عکس آموزش را بدست می‌آوریم. بردار ضرایب وزن را از رابطه ۹ محاسبه می‌کنیم. برای یافتن ماتریس مربوط به تکه‌های طرح بازسازی از رابطه ۱۱ استفاده می‌کنیم. در آخرین مرحله، از روی تکه‌های طرح بازسازی و متوسط مقدار همپوشانی تکه‌های مجاور، عمل مرتب سازی را انجام می‌دهیم. سپس با استخراج شکل از بافت‌های حاصل و تعیین وضعیت سطوح، طرح چهره از تصویر نمونه تولید می‌شود. شکل ۴ مراحل فرآیند تولید طرح چهره از تصویر نمونه با روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

از الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های اساسی استفاده می‌کنیم. ماتریس  $E(i, j)$  را به عنوان ماتریس افکنش و  $D(i, j)$  را ابعاد کاهش یافته در نظر می‌گیریم. بنابراین تکه‌های هر عکس از مجموعه آموزش به زیرفضای اسپن شده با بردارهای ستونی ماتریس  $E(i, j)$ ، طبق رابطه ۵ تزیق می‌شوند.

$$\hat{X}(i, j) = (E(i, j))^T \cdot X(i, j) \quad (۵)$$

که در رابطه ۵  $\hat{X}(i, j)$  تکه‌های افکنش شده از عکس‌های مجموعه آموزشی هستند.

## ۲-۴ انتخاب همسایه‌ها

در روش پیشنهادی برای انتخاب همسایه‌ها الگوریتم خاصی در نظر می‌گیریم. ابتدا با فرض معلوم بودن اندازه تکه و مقدار همپوشانی بین تکه‌ها، موقعیت و محل تمام تکه‌های عکس ورودی را مشخص می‌کنیم. ما، اندازه تکه را با  $p_s$  و مقدار همپوشانی بین تکه‌ها را با  $o_v$  نشان می‌دهیم. خروجی این مرحله، یافتن مقادیر  $C, R$  می‌باشد. بنابراین، محدوده تغییرات سطرها  $(i)$  و ستون‌ها  $(j)$  به ترتیب در بازه‌های  $[1: R]$  و  $[1: C]$  بدست می‌آیند. در مرحله‌ی بعد محدوده‌ی جستجو را معلوم در نظر گرفته و آن را با  $s_r$  نمایش می‌دهیم.  $n_{rs}$  را تعداد نمونه‌های انتخابی و معلوم در نظر می‌گیریم. برای هر تکه در موقعیت  $(i, j)$ ، به تعداد  $n_{rs}$  تا تکه‌های عکس و طرح، در همه‌ی جفت تصاویر مجموعه آموزش جستجو را انجام می‌دهیم. با استفاده از روش آنالیز مؤلفه‌های اساسی برای کاهش ابعاد و رابطه ۵، ماتریس افکنش  $E(i, j)$  را برای هر گروه از تکه‌های عکس آموزش و افکنش شده، محاسبه می‌کنیم.

## ۲-۵ محاسبه ضرایب بازسازی

در این زیربخش، نحوه محاسبه ضرایب بازسازی در روش پیشنهادی را تشریح می‌کنیم. یک عکس ورودی معین  $P$  با اندازه  $200 \times 250$  را به عنوان تصویر آزمون در نظر می‌گیریم. عکس ورودی را با همان روش توضیح داده شده در زیربخش قبل، به تعدادی از تکه‌ها تقسیم می‌کنیم. بنابراین ماتریس  $X(i, j)$  و محدوده تغییرات سطرها  $(i)$  و ستون‌ها  $(j)$  به ترتیب در بازه‌های  $[1: R]$  و  $[1: C]$  را بدست می‌آوریم. طبق رابطه ۶ تکه‌های عکس آزمون به زیرفضای حاصل از مرحله آموزش، افکنش می‌شوند.

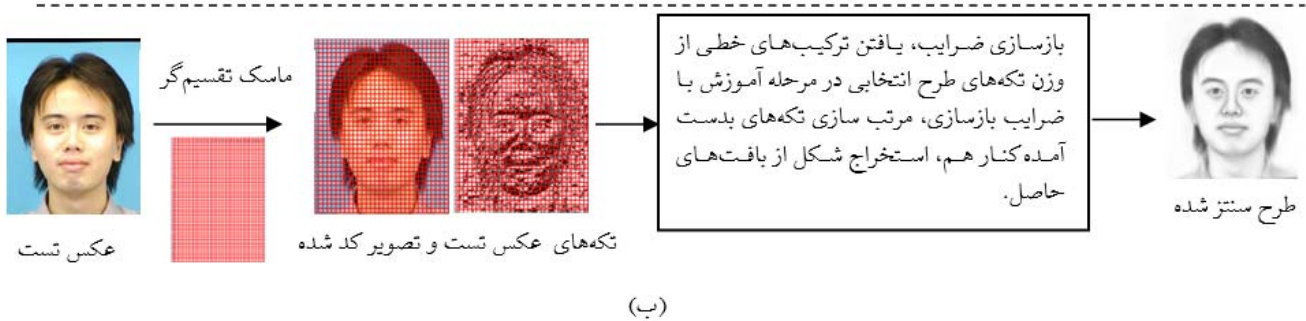
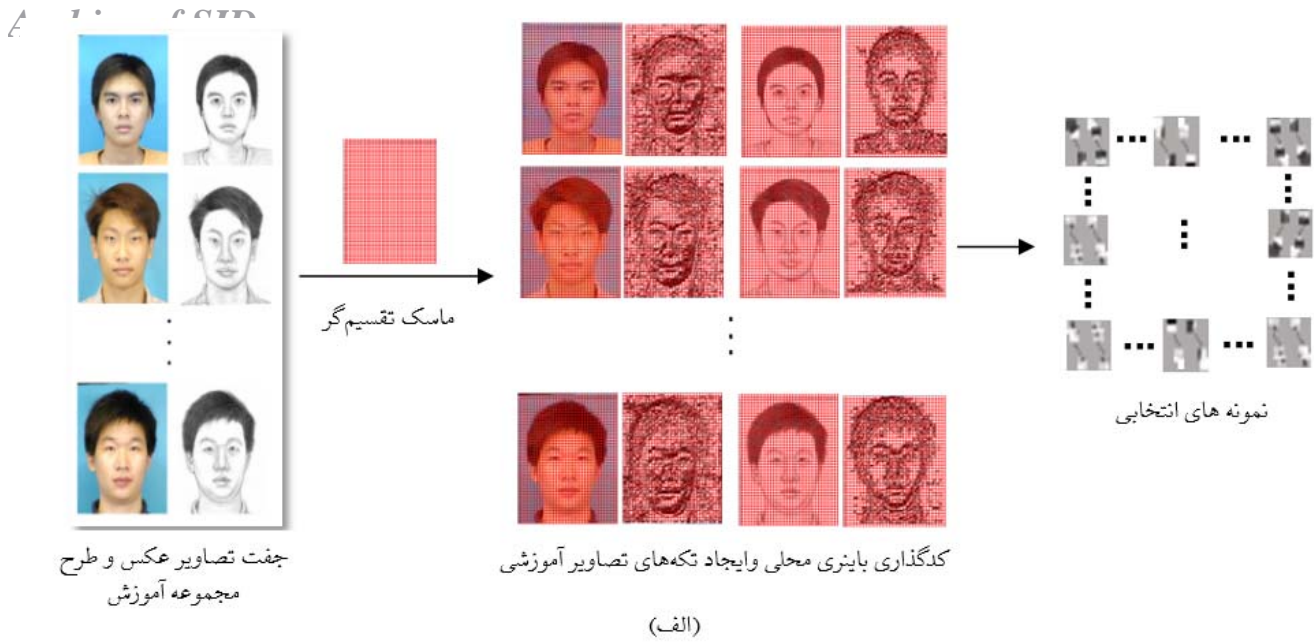
$$\hat{x}(i, j) = (E(i, j))^T \cdot x(i, j) \quad (۶)$$

$\hat{x}(i, j)$  تکه‌ی افکنش شده عکس آزمون  $(x(i, j))$  بعد از اجرای عملیات کاهش ابعاد می‌باشد. هدف آنست که شباهت‌های بین تکه‌های انتخابی را بدست آوریم. می‌خواهیم ضریبی را به عنوان میزان فاصله‌ی بین تکه عکس آزمون و تکه‌های عکس برگزیده در نظر بگیریم. پس مشابه رابطه ۲ برای محاسبه ضرایب، مدلی مطابق رابطه‌های ۷ بدست می‌آوریم.

$$\min_{\alpha(i, j)} \|x(i, j) - X(i, j) \alpha(i, j)\|_2^2 + \quad (۷)$$

$$\mu \|d(i, j) \alpha(i, j)\| ; \text{ s.t. } [1, \dots, 1] \alpha(i, j) = \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

<sup>۱</sup>Diagonal Vector



شکل ۴: فرآیند تولید طرح چهره از تصویر نمونه با روش پیشنهادی (الف) مرحله آموزش داده‌ها (ب) مرحله آزمون.

جفت باقیمانده را برای مجموعه تست و جهت اعتبارسنجی یا ارزیابی در نظر خواهیم گرفت. تصاویر با روش الگوی دودویی محلی کدگذاری می‌شوند. در این مقاله، پیاده‌سازی و اجرای همه‌ی آزمایش‌ها با نرم‌افزار MATLAB R2015a روی سیستم عامل ویندوز ۸، با پردازنده دو هسته‌ای، سرعت ۲/۲ گیگاهرتز و با حافظه ۴ گیگا بایت انجام شده است.



شکل ۵: نمونه تصاویر عکس و طرح چهره متناظر با آن در پایگاه داده CUHK، بعد از اجرای مرحله پیش پردازش.

### ۳ آزمایش‌ها و آنالیز نتایج

#### ۳-۱ پایگاه داده تصاویر

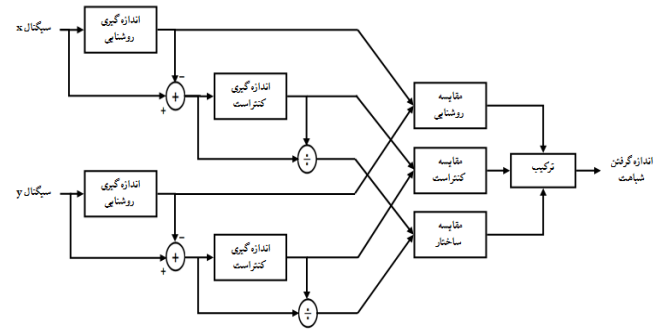
برای بیان کارایی و تأثیر روش پیشنهادی آزمایش‌هایی انجام دادیم. این آزمایش‌ها بر روی پایگاه داده مرسوم طرح و عکس چهره CUHK<sup>۱</sup> (CUFS) [۲۴] انجام گرفت. این پایگاه داده شامل ۱۸۸ جفت عکس و طرح‌های چهره از دانشجویان چینی دانشگاه هنگ کنگ می‌باشد. همه‌ی تصاویر در این پایگاه داده در شرایط حالت طبیعی افراد و به صورت تمام رخ<sup>۲</sup> تصویر برداری شده‌اند. همچنانکه در مرحله‌ی پیش‌پردازش ذکر شد، همه‌ی این عکس و طرح‌های چهره به لحاظ هندسی به ترتیب بر اساس دو نقطه (مراکز چشم‌ها) تراز شده و بعد از برش تصاویر نرمال‌سازی شده، به  $250 \times 250$  تغییر اندازه داده می‌شوند. در شکل ۵ تعدادی از جفت تصاویر پایگاه داده CUHK نشان داده شده است. در آزمایش‌های انجام شده به تصاویر مجموعه‌های آموزش و آزمون نیاز داریم. از این رو، تعداد ۸۸ جفت عکس و طرح چهره از پایگاه داده معرفی شده را به عنوان مجموعه آموزشی در نظر گرفته و ۱۰۰

<sup>۱</sup>Chinese University of Hong Kong

<sup>۲</sup>Frontal Pose

### ۲-۳ معیار ارزیابی

برای مشاهده کیفیت طرح‌های تولید شده از تصویر نمونه در تنظیمات مختلف، شاخص شباهت ساختاری<sup>۱</sup> را به عنوان معیار ارزیابی در نظر می‌گیریم. این معیار ارزیابی با SSIM بیان شده و برای ابعاد مختلف سیگنال خطا براساس قابلیت مشاهده آنها، وزن اختصاص می‌دهد. به طور کلی دیاگرام سیستم ارزیابی کیفی با روش SSIM در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶: دیاگرام اندازه‌گیری شباهت ساختاری (معیار SSIM) [۲۵].

این سیستم میزان شباهت بین دو سیگنال (تصویر) را با مقایسه سه مؤلفه‌ی روشنایی<sup>۲</sup>، کنتراست<sup>۳</sup> و ساختار<sup>۴</sup> اندازه‌گیری می‌کند. در ابتدا برای هر تصویر میزان روشنایی اندازه‌گیری می‌شود. با این کار تخمینی از متوسط روشنایی تصاویر بدست می‌آید. در مرحله‌ی بعد متوسط روشنایی از هر تصویر حذف شده و انحراف استاندارد<sup>۵</sup> سیگنال تصویری حاصل به عنوان تخمینی از کنتراست مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین تصاویر بعد از حذف متوسط روشنایی با انحراف استاندارد خودش نرمال سازی شده و مقایسه ساختاری روی آنها انجام می‌گیرد. در مرحله‌ی آخر، سه مؤلفه‌ی اشاره شده باهم ترکیب شده و به عنوان یک معیار کلی شباهت در نظر گرفته می‌شود [۲۵].

از این رو، برای فرآیند تولید طرح چهره، ۱۰۰ طرح هنری که در پایگاه داده تصاویر CUHK موجود هستند را به عنوان تصاویر مرجع و به همان تعداد عکس چهره به عنوان تصاویر تست برای مجموعه آزمون بکار می‌بریم. در هر بخش از آزمایش‌ها و تنظیمات مربوطه‌اش، مقدار متوسط SSIM از میان یک صد طرح چهره تولید شده، به عنوان معیار ارزیابی نهایی ارائه می‌شود.

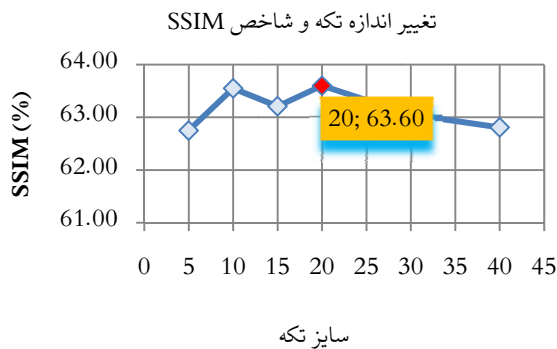
### ۳-۳ تنظیم‌ها و ارزیابی پارامترها

روش پیشنهادی ما، دارای چندین پارامتر قابل تنظیم می‌باشد که تغییر هر کدام از آنها بر عملکرد سیستم پیشنهادی تأثیر می‌گذارد. این پارامترها عبارتند از: اندازه‌ی تکه ( $p_s$ )، مقدار تداخل تکه‌ها

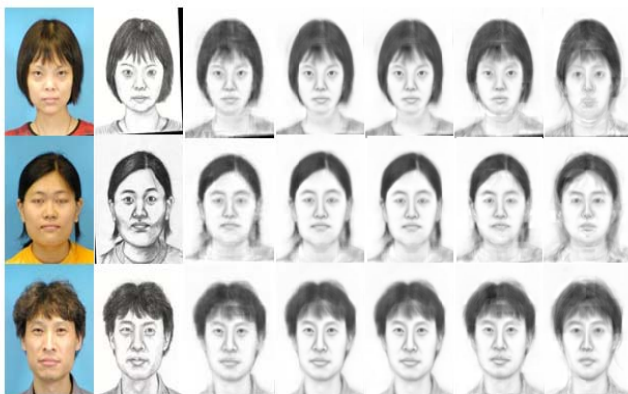
( $o_p$ )، محدوده‌ی جستجو ( $s_p$ )، تعداد جفت تکه‌های انتخابی<sup>۴</sup> عکس و طرح ( $n_{FS}$ )، مقدار پارامتر  $\mu$ . از این رو، برای ارزیابی پارامترهای اشاره شده، آزمایش‌هایی را ترتیب داده و نتایج تأثیر هریک را بررسی می‌کنیم.

### ۴-۳ تأثیر اندازه تکه‌ها

در تلاش اول، تأثیر تغییرات اندازه‌ی تکه‌ها ( $p_s$ ) را در روش پیشنهادی بررسی می‌کنیم. برای این کار، اندازه‌ی تکه‌ها را با مقادیر مختلفی تغییر داده و تأثیر آن را بر شاخص شباهت ساختاری (SSIM) ثبت می‌کنیم. در تمام آزمایش‌های این بخش همپوشانی بین تکه‌ها را یک مقدار ناچیز، به‌طور مثال ۷۰٪ اندازه تکه، در نظر می‌گیریم. شکل ۷ نشان می‌دهد که بالاترین مقدار شاخص SSIM با انتخاب اندازه تکه برابر با ۲۰ رخ می‌دهد. همچنین زمانی که اندازه‌ی تکه برابر با ۱۰ اختیار شود، باز هم عملکرد مشابهی داریم. با این تفاوت که با انتخاب اندازه‌ی تکه‌ی کوچکتر، تعداد تکه‌های بیشتری برای سنتز نیاز خواهد بود. این کار سبب می‌شود تا زمان زیادی برای تولید طرح چهره تلف شود. پس، بهترین عملکرد روش پیشنهادی با انتخاب اندازه‌ی تکه برابر با ۲۰ بدست می‌آید. نتایج شهودی این آزمایش در شکل ۸ نشان داده شده است.



شکل ۷: تأثیر اندازه تکه‌ها بر معیار ارزیابی.



شکل ۸: نتایج شهودی تأثیر اندازه‌ی تکه‌ها. ستون اول و دوم: عکس و طرح چهره از پایگاه داده CUHK، ستون سوم تا هفتم: طرح‌های تولید شده با سایز تکه ۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰.

<sup>1</sup>Structural Similarity Index Metric

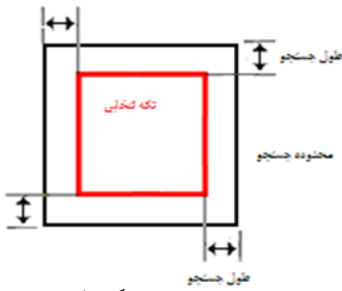
<sup>2</sup>Luminance

<sup>3</sup>Contrast

<sup>4</sup>Structure

<sup>5</sup>Standard Deviation

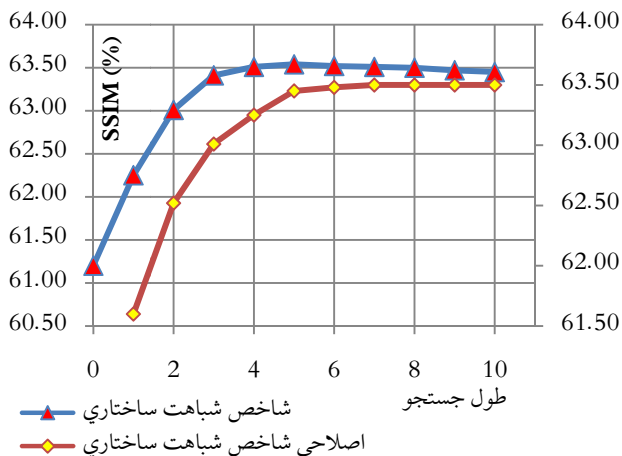
### ۳-۵ تأثیر مقدار تداخل تکه‌ها



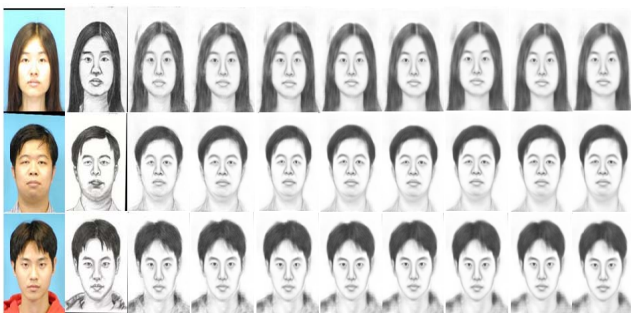
شکل ۱۱: محدوده جستجوی تکه‌ها در روش پیشنهادی.

برای این کار، پهنای جستجو را به صورت پله‌ای افزایش می‌دهیم. شکل ۱۲ نشان می‌دهد که با افزایش طول جستجو شاخص SSIM ابتدا افزایش یافته سپس کاهش پیدا می‌کند. زیرا، با افزایش پهنای جستجو امکان ظهور داده‌های پرت در انتخاب تکه‌ها وجود خواهد داشت. این داده‌های پرت در حین اجرای فرآیند تولید یا سنتز طرح چهره، تأثیر نویزی می‌گذارند. برای کاهش این اثر از نزدیکترین تکه‌های همسایه، تعداد تکه‌های مورد نیاز را انتخاب می‌کنیم. این عمل باعث فیلتر شدن داده‌های پرت می‌شود. پس برای داشتن بهترین عملکرد، پهنای جستجوی را به ۵ تنظیم می‌کنیم. نتایج شهودی این آزمایش در شکل ۱۳ نشان داده شده است.

تغییر طول جستجو و شاخص SSIM



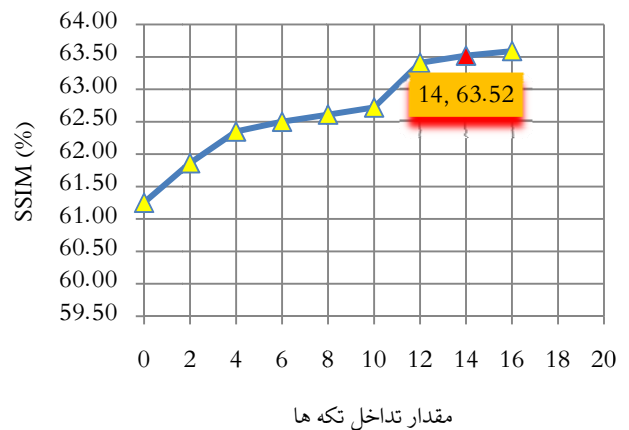
شکل ۱۲: تأثیر تغییرات محدوده جستجوی بر معیار ارزیابی.



شکل ۱۳: نتایج شهودی تأثیر محدوده جستجو. ستون اول و دوم: عکس و طرح چهره از پایگاه داده CUHK، ستون سوم تا دهم: طرح‌های تولیدشده با طول جستجوی ۳، ۲، ۱، ۴، ۵، ۶، ۷، ۸.

در تلاش دوم، تأثیر اندازه همپوشانی بین تکه‌های مجاور ( $O_p$ ) را بررسی می‌کنیم. براساس نتیجه‌ی آزمایش قبل، اندازه‌ی تکه‌ها را برابر با ۲۰ در نظر می‌گیریم. اما، اندازه‌ی همپوشانی تکه‌ها را با مقادیر مختلفی تغییر داده و مقادیر SSIM مربوط به هر یک را یادداشت می‌کنیم. با توجه به شکل ۹ نتیجه می‌گیریم که با افزایش سایز همپوشانی مقدار SSIM نیز افزایش می‌یابد. اما، مدت زمان لازم برای تولید طرح چهره از تصویر به این پارامتر وابسته بوده و به سرعت رشد پیدا می‌کند. از این رو، با مصالحه‌ای بین دو پارامتر مذکور و برای داشتن بهترین عملکرد، اندازه‌ی تداخل بین تکه‌ها را ۷۰٪ اندازه‌ی تکه (مقدار عددی ۱۴) انتخاب می‌کنیم. در شکل ۱۰ نتایج شهودی این آزمایش نشان داده شده است.

تغییر مقدار تداخل تکه‌ها و شاخص SSIM



شکل ۹: تأثیر مقدار تداخل تکه‌ها بر معیار ارزیابی.



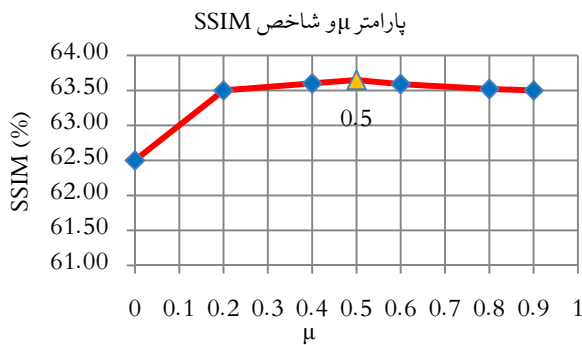
شکل ۱۰: نتایج شهودی تأثیر مقدار تداخل تکه‌ها. ستون اول و دوم: عکس و طرح چهره از پایگاه داده CUHK، ستون سوم تا نهم: طرح‌های تولیدشده با مقدار تداخل تکه ۰، ۲، ۴، ۸، ۱۰، ۱۲، ۱۴.

### ۳-۶ تأثیر محدوده جستجو

شکل ۱۱ محدوده جستجو برای یک تکه انتخابی را نشان می‌دهد. در مرحله‌ی آموزش داده‌ها، موضوع محدوده‌ی جستجو ( $S_p$ ) مورد توجه قرار می‌گیرد. به همین دلیل، انتخاب پهنای جستجو هیچ تأثیری در مرحله آزمون نخواهد داشت. از این رو در تلاش سوم، تأثیر محدوده‌ی جستجو را مورد بررسی قرار می‌دهیم.



انتخاب همسایه‌ها یعنی ماتریس داده‌های  $X(i, j)$  از تکنیک  $k$  نزدیکترین همسایه (KNN) برای کل تکه‌ها استفاده می‌کند. در نتیجه به مدت زمان زیادی برای فرآیند تولید طرح چهره نیاز دارد. علاوه بر آن با افزایش تعداد تصاویر پایگاه داده، پیچیدگی محاسباتی نیز بطور خطی افزایش می‌یابد. با توجه به شکل ۱۶ مشخص است که به ازای  $\mu = 0.5$  بیشترین مقدار شاخص SSIM بدست می‌آید. شکل ۱۷ نتایج شهودی این آزمایش را نشان می‌دهد.



شکل ۱۶: تأثیر پارامتر  $\mu$  بر معیار ارزیابی.



شکل ۱۷: نتایج شهودی تأثیر پارامتر  $\mu$ . ستون اول و دوم: عکس و طرح چهره از پایگاه داده CUHK، ستون سوم تا نهم: طرح‌های تولیدشده با پارامتر  $\mu$  مساوی ۰، ۰/۲، ۰/۴، ۰/۵، ۰/۶، ۰/۸، ۰/۹.

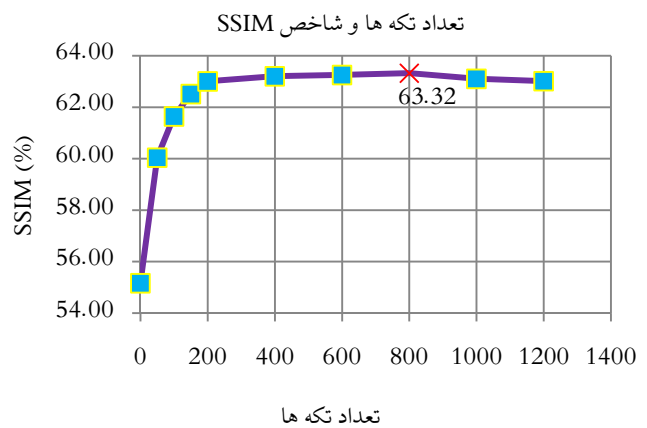
#### ۴ اجرای سنتز طرح چهره روی پایگاه داده CUHK

در این بخش از مقاله، تولید یا سنتز طرح چهره از تصویر نمونه را با روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده CUHK اجرا می‌کنیم. همچنین در ادامه کار، روش پیشنهادی خود را با روش‌های موسوم به روش‌های state of the art مقایسه خواهیم نمود. مقایسه‌ها از دو دیدگاه، ارزیابی کیفی طرح نهایی و مدت زمان لازم برای اجرای فرآیند تولید طرح چهره انجام می‌گیرد. نتایج بدست آمده به طور غیر مستقیم برتری روش پیشنهادی را تأیید می‌کنند.

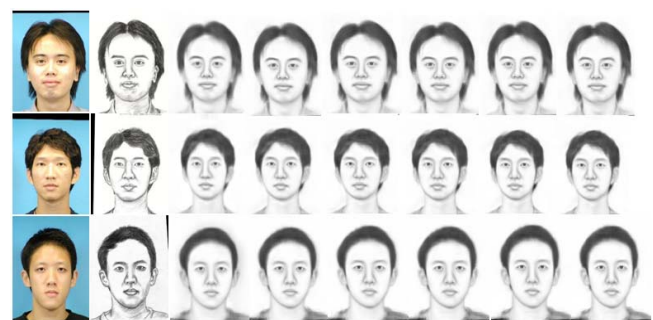
در آزمایش‌های قبل، تنظیم‌های مناسب پارامترها را انجام دادیم. در روش پیشنهادی، به دو مجموعه آموزش و آزمون نیاز داریم. از این رو، تعداد ۸۸ جفت عکس و طرح چهره از پایگاه داده دانشجویان CUHK را به عنوان داده‌های آموزشی و یک صد جفت باقیمانده را برای مجموعه آزمون انتخاب می‌کنیم. در

#### ۳-۷ تأثیر تعداد جفت تکه‌های انتخابی عکس و طرح

در تلاش چهارم، تأثیر تعداد جفت تکه‌های انتخابی چهره در مرحله آموزش را مورد بررسی قرار می‌دهیم. با توجه به بلوک بندی تصاویر عکس و طرح به ۳۱ ستون و ۴۰ سطر، در مجموع تعداد  $40 \times 31$  تکه وجود دارند. بنابراین، آزمایش را طوری اجرا می‌کنیم که بازای انتخاب تعداد متفاوتی از تکه‌ها، بتوان مقدار شاخص SSIM را مورد مقایسه و بررسی قرار داد. نتایج کار در شکل ۱۴ نشان می‌دهد که با افزایش تعداد نمونه‌ها، یک رفتار افزایشی برای شاخص SSIM داریم. اما، افزایش بیش از حد جفت تکه‌های انتخابی منجر به کاهش شاخص SSIM می‌شود. از این رو، بر اساس تجربه‌های کسب شده از این آزمایش، تعداد ۸۰۰ جفت را برای پارامتر مذکور انتخاب می‌کنیم. در شکل ۱۵ نتایج شهودی این آزمایش نشان داده شده است.



شکل ۱۴: تأثیر تعداد جفت تکه‌های عکس و طرح انتخابی بر معیار ارزیابی.



شکل ۱۵: نتایج شهودی تأثیر تعداد جفت تکه‌های انتخابی. ستون اول و دوم: عکس و طرح چهره از پایگاه داده CUHK، ستون سوم تا هشتم: طرح‌های تولید شده با تعداد جفت تکه‌های ۲۰۰، ۴۰۰، ۶۰۰، ۸۰۰، ۱۰۰۰، ۱۲۰۰.

#### ۳-۸ تأثیر پارامتر $\mu$

در تلاش پنجم، اثر تغییرات پارامتر  $\mu$  را در عملکرد روش پیشنهادی بررسی می‌کنیم. اگر در رابطه ۷ مقدار  $\mu$  صفر انتخاب شود، عبارت دوم حذف می‌شود و در محاسبه ضرایب بازسازی،  $\alpha(i, j)$  تأثیری نخواهد گذاشت. با این کار، رابطه ۷ به رابطه ۱ تبدیل می‌شود. اما، تفاوت این رابطه‌ها آن هست که در رابطه ۱ برای

## ۴-۱ مقایسه کیفی طرح تولید شده Archive of SID

در این زیربخش، روش پیشنهادی خود را از نظر کیفی با برخی از روش‌های شناخته شده در تولید طرح چهره، مورد بررسی و مقایسه قرار می‌دهیم. برای این کار، روش‌هایی را در نظر خواهیم گرفت که پنج مارک بوده و معیارهای ارزیابی بکار رفته در آنها بتوانند امکان مقایسه‌ی خوبی با روش پیشنهادی را به ما بدهند. در اینجا، جنبه‌های مختلف از روش‌های تولید طرح چهره در [۱۴] و [۲۶] تا [۲۹] را با روش پیشنهادی مقایسه می‌کنیم. نتیجه‌ی مقایسه‌ها در جدول ۶، به طور خلاصه ارائه شده است. ملاحظه می‌شود که با توجه به وجود تغییرات غیرخطی وابسته به ظاهر چهره‌ها مانند: رنگ پوست و سن افراد در تصاویر پایگاه‌های داده متفاوت و معیارهای ارزیابی مختلف بکار رفته در هر روش، امکان مقایسه‌ی خوبی با روش پیشنهادی فراهم نمی‌شود.

شکل ۱۸ طرح‌های چهره تولید شده از برخی تصاویر نمونه پایگاه داده مذکور با استفاده از روش پیشنهادی، نشان داده شده است.



شکل ۱۸: تولید طرح چهره با روش پیشنهادی روی پایگاه داده CUHK. ردیف اول: عکس چهره از پایگاه داده، ردیف دوم: طرح چهره تولید شده با روش پیشنهادی، ردیف سوم: طرح متناظر با عکس در پایگاه داده.

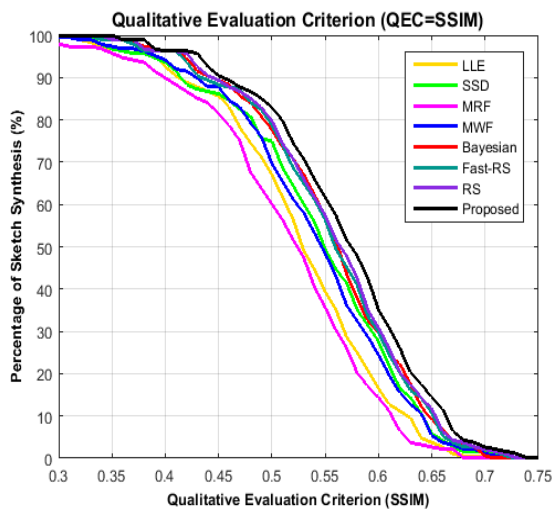
جدول ۶: مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش‌های مختلف تولید طرح چهره در [۱۴] و [۲۶] تا [۲۹].

نام روش تولید طرح چهره	پایگاه داده	اساس کار روش تولید طرح چهره	مقیاس پذیری	پیچیدگی	ضرایب بازسازی	مدت زمان اجرا	معیار ارزیابی
X. Wang, et al. [۱۴]	Oulu-CASIA and KDEP	مدل GAN	وابسته به تعداد نمونه‌ها	زیاد	-	زیاد	درصد دقت بازشناسی
J. Chen, et al. [۲۶]	جفت تصاویر NIR/VIS	بررسی تمام داده‌های آموزشی و جستجو با KNN	وابسته به تعداد نمونه‌ها	زیاد	-	زیاد	تطابق سنجی انتخاب صحیح با KNN
Z. Zeda, et al. [۲۷]	جفت تصاویر NIR/VIS	نمونه برداری تصادفی و کدگذاری با روش اسپارس	وابسته به تعداد نمونه‌ها	زیاد	-	وابسته به سایز همپوشانی تکه‌های مجاور	استفاده از میانه شاخص شباهت ساختاری
زهرة و علی سید صالحی [۲۸]	*CK*	تولید تصاویر مجازی با شبکه‌های عصبی تفکیک‌کننده منیفلدهای غیرخطی	وابسته به تعداد نمونه‌ها	زیاد	-	زیاد	نرخ و درصد صحت بازشناسی
فاطمه نداداداشی، علی سید صالحی [۲۹]	**ZD	تولید تصاویر مجازی با شبکه‌های عصبی	وابسته به تعداد نمونه‌ها	زیاد	-	زیاد	روش محک با PCA
روش پیشنهادی	CUHK	نمونه برداری و انتخاب تکه‌های مؤثر و فاصله سنجی بین تکه‌ها با KNN	عدم وابستگی به تعداد نمونه‌ها	کم	حذف ضرایب مشابه برای تکه‌های مشابه	کمتر	استفاده از متوسط شاخص شباهت ساختاری
* توسعه یافته دادگان پایگاه کوهن کند <sup>۱</sup>							
** پایگاه داده جمع‌آوری شده <sup>۲</sup> در دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر.							

<sup>۱</sup>Cohen-Kanade

<sup>۲</sup>Zamani Database

مختلف بر روی تصاویر چهره پایگاه داده CUHK و بیان می‌کند. با توجه به نتایج آزمایش می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی ما عملکرد بسیار خوبی نسبت به روش‌های اشاره شده، دارد و در مقایسه با آنها نتایج بهتر و کیفی تری را از طرح چهره‌ی افراد ارایه می‌کند.



شکل ۱۹: معیار ارزیابی کیفی طرح تولید شده روی عکس چهره‌های پایگاه داده CUHK.

#### ۲-۴ مقایسه مدت زمان اجرای فرآیند تولید طرح چهره

در ادامه‌ی آزمایش‌ها، روش پیشنهادی را از نظر زمان اجرای فرآیند تولید طرح چهره با روش‌های مختلف، مقایسه می‌کنیم. تمام روش‌ها را در یک کامپیوتر ثابت با پردازنده دو هسته‌ای، سرعت ۲/۲ گیگاهرتز، حافظه ۴ گیگابایت و با نرم افزار متلب پیاده سازی کردیم. جدول ۸ متوسط مدت زمان مورد نیاز برحسب ثانیه جهت تولید یا سنتز طرح چهره با روش‌های مختلف را روی تصاویر چهره پایگاه داده CUHK ارایه می‌کند.

جدول ۸: متوسط مدت زمان موردنیاز برحسب ثانیه برای تولید طرح چهره روی پایگاه داده CUHK با تعداد نمونه‌های آموزشی مختلف.

نام روش تولید طرح چهره	تعداد جفت تصاویر (عکس و طرح) مجموعه آموزش			
	۸۰	۸۸	۱۰۰	۱۵۰
SSD	۵	۶	۷/۱۰	۱۳/۱۵
LLE	۶۰۰/۲۰	۶۸۰/۱۰	۸۱۰/۱۰	۱۶۴۰/۱۵
MWF	۱۹/۱۰	۲۰/۵	۲۲/۳۰	۵۱/۵۰
MRF	۱۰	۱۰/۷	۱۴/۱۰	۲۶/۴۰
Bayesian* [۱۵]	-	-	۱۱/۸۰	-
Random Sampling [۱۶]	-	-	۱۸/۷۹	-
FastRandomSampling[۱۶]	-	-	۱/۸۲	-
روش پیشنهادی	۲/۴۳	۲/۶۳	۲/۵۳	۲/۴۴

\* روش مذکور در زبان C++ اجرا و پیاده سازی شده است [۱۵].

از این رو، برای مقایسه از روش‌های دیگر state of the art مثل: روش کدهای خطی محلی<sup>۱</sup> یا LLE، روش حذف نویز مکانی طرح چهره<sup>۲</sup> یا SSD، مدل چند بُعدی تصادفی مارکوف<sup>۳</sup> یا MRF، مدل چند بُعدی وزن دار مارکوف<sup>۴</sup> یا MWF، مدل بی‌زین<sup>۵</sup> برای سنتز طرح چهره و مدل نمونه‌برداری تصادفی<sup>۶</sup> استفاده می‌کنیم. شکل ۲۰ طرح چهره برخی از عکس‌های پایگاه داده CUHK، با روش‌های مختلف را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی ما، می‌تواند بافت‌هایی مثل نواحی شامل موی و ساختار چهره را به خوبی در طرح نهایی ایجاد کند. زیرا، با انتخاب تعداد بیشتری از تکه‌های موثر و با در نظر گرفتن محدودیت‌های محلی، بهبود کیفی از طرح نهایی بدست می‌آید. همچنین بر روی تصاویر چهره پایگاه داده ذکر شده، روش‌های SSD و MRF عملکرد مشابهی را ارایه می‌دهند. اما، در طرح‌های ایجاد شده با مدل‌های مذکور تغییر شکل ظاهری<sup>۷</sup> روی ناحیه دهان از چهره افراد وجود دارد. به منظور بررسی و مقایسه کیفیت طرح‌های تولید شده از چهره افراد، معیار ارزیابی SSIM را برای هر کدام از روش‌های اشاره شده محاسبه می‌کنیم. در جدول ۷ میانگین معیار ارزیابی SSIM (MSSIM) برای پایگاه داده تصاویر چهره CUHK، گزارش شده است.

جدول ۷: میانگین معیار ارزیابی SSIM برحسب درصد روی پایگاه داده تصاویر چهره CUHK.

نام روش تولید چهره	میانگین SSIM
SSD [۷]	۵۴/۰۸
LLE [۵]	۵۲/۴۱
MWF [۱۲]	۵۳/۷۲
MRF [۱۱]	۵۱/۲۴
Bayesian [۱۵]	۵۵/۴۳
Random Sampling [۱۶]	۵۵/۷۲
Fast Random Sampling [۱۶]	۵۵/۴۲
روش پیشنهادی	۶۳/۳۶

شکل ۱۹ منحنی‌های آماری معیار ارزیابی کیفی طرح تولید شده با روش‌های مختلف state of the art را نشان می‌دهد. در این منحنی‌ها، محور افقی بیان‌کننده شاخص شباهت ساختاری (SSIM) و محور عمودی درصد تولید طرح چهره با روش‌های

<sup>1</sup>Locally Linear Embedding

<sup>2</sup>Spatial Sketch Denoising

<sup>3</sup>Morkov Random Fields

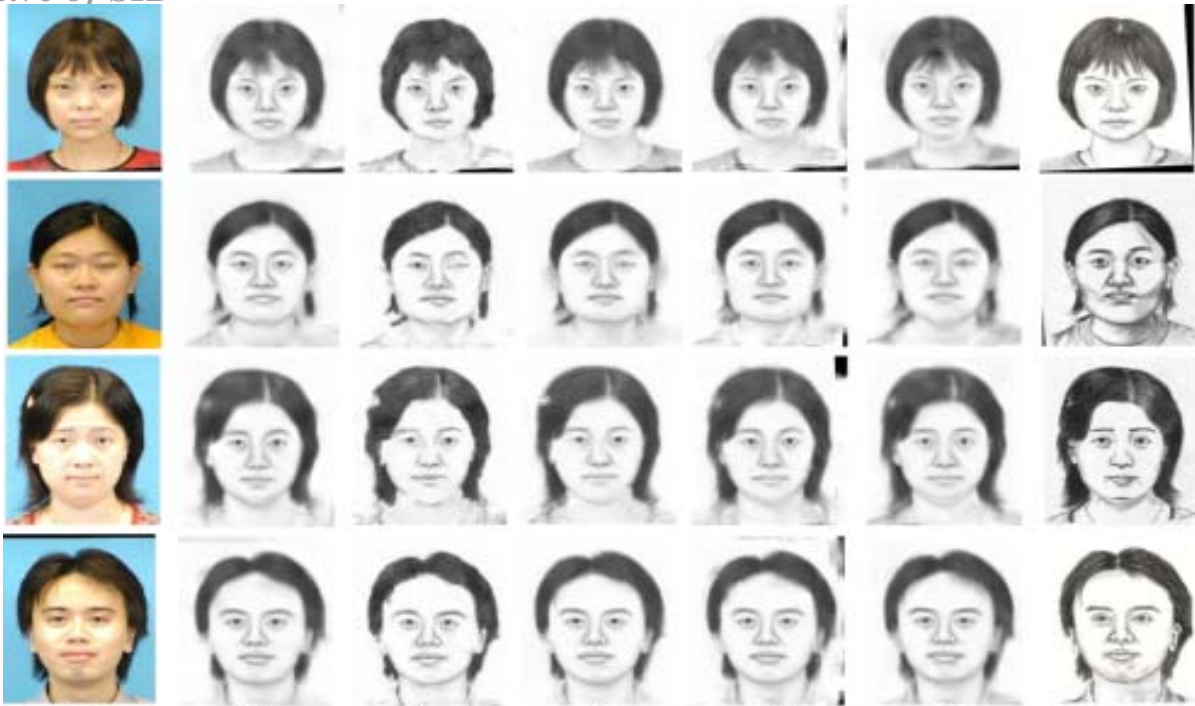
<sup>4</sup>Morkov Wieght Fields

<sup>5</sup>Bayesian

<sup>6</sup>Random Sampling

<sup>7</sup>Deformation

## Archive of SID



شکل ۲۰: طرح چهره‌های تولید شده با روش‌های مختلف روی برخی تصاویر پایگاه داده CUHK. (۱) عکس چهره (۲) SSD [۷] (۳) MRF [۱۱] (۴) MWF [۱۲] (۵) LLE [۵] (۶) روش پیشنهادی (۷) طرح هنرمند.

تکه‌ها می‌تواند منجر به افزایش سرعت فرآیند تولید طرح چهره شود، زیرا برعکس سایر روش‌های موجود لازم نیست که جستجو بر روی تمام تکه‌ها انجام شود. علاوه بر آن محدودیت مکانی هم می‌تواند تضمین کند تا ضرایب بازسازی مشابهی برای تکه‌های مشابه عکس‌های انتخابی، وجود داشته باشد. این مطلب در سایر کارهای تحقیقاتی موجود مدنظر قرار نگرفته و از آن صرفنظر شده است. با بررسی‌های انجام شده و توجه به کارهایی که شامل آزمایش‌های آرایه طرح‌های تولید شده و معیار ارزیابی کیفی تصاویر، می‌شوند می‌توان اثربخشی روش پیشنهادی را ارزیابی و نشان داد. علاوه بر آن بحث در مورد مدت زمان اجرای فرآیند تولید طرح چهره از تصویر نمونه نشان می‌دهد که روش پیشنهادی ما در مقایسه با روش‌های موسوم به تکنیک‌های state of the art دارای سرعت بیشتری است.

اما، مقایسه با کارهای مختلف نشان داد که تغییرات غیرخطی شدید مانند: رنگ پوست، سن افراد که اغلب وابسته به ظاهر چهره‌ها می‌باشد، می‌تواند فرآیند سنتز چهره با روش پیشنهادی را با چالش روبرو کند. از این رو، در آینده می‌خواهیم از قالب روش پیشنهادی بر روی تصاویر چهره پایگاه‌های داده‌ی دیگر استفاده کنیم. طوری که قصد داریم خروجی روش پیشنهادی را بر روی چهره اشخاص با نژادهای پوستی مختلف، با سنین متفاوت و حتی از نظر ظاهری با مدل موهای متفاوت را بررسی کرده و در واقع روش خود را با ترکیب بیشتر ویژگی‌های مقوام، بهبود بخشیم.

با تغییر تعداد جفت تصاویر عکس و طرح‌های مجموعه آموزشی برای پایگاه داده اشاره شده، مشاهده می‌شود که مدت زمان اجرای تولید طرح چهره با تکنیک‌های دیگر، به مقیاس یا اندازه‌ی مجموعه‌ی آموزشی وابسته هستند. علت را می‌توان چنین بیان کرد که در روش‌های دیگر، عملیات جستجو و یافتن همسایگی‌های مربوط به تکه‌های انتخابی روی تمام جفت تصاویر مجموعه‌ی آموزشی انجام می‌گیرد. این آزمایش‌ها، نشان می‌دهد که ساختار روش پیشنهادی، مقیاس پذیری خیلی خوبی دارد و به تعداد نمونه‌های مجموعه‌ی آموزشی وابسته نیست. علاوه بر این، نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی ما در مقایسه با سایر روش‌های ذکر شده به زمان اجرایی کمتری برای تولید طرح چهره نیاز دارد و بهترین روش در میان روش‌های اشاره شده، هست. طوری که برای تولید طرح چهره از یک تصویر نمونه روی پایگاه داده CUHK، برای تعداد ۱۵۰ جفت تصاویر آموزشی حداقل پنج برابر سریع‌تر از روش‌های دیگر بوده و فقط به کمتر از ۳ ثانیه نیاز می‌باشد تا طرحی با کیفیت مناسب از چهره عکس ورودی تولید شود.

## ۵ نتیجه گیری

در این مقاله، یک چارچوب ساده برای تولید طرح چهره مبتنی بر کدگذاری الگوی دودویی محلی با انتخاب تکه‌های نمونه و محدودیت‌های مکانی و سپس استخراج شکل از بافت‌های تصویری، ارائه گردید. انتخاب برخی تکه‌های ایجاد شده بجای کل

- [14] X. Wang, W. Li, G. Mou, D. Huang, and Y. Wang, "Facial Expression Synthesis by U-Net Conditional Generative Adversarial Networks", ICMR, Yokohama, 2018.
- [15] Nannan Wang, Xinbo Gao, Leiyu Sun, and Jie Li, "Bayesian Face Sketch Synthesis", IEEE Transactions on image processing, 1057–7149 (c) 2016.
- [16] Nannan Wang, and Xinbo Gao, and Jie Li, "Random Sampling for Fast Face Sketch Synthesis", arXiv: 1701.01911v2 [cs.CV] 11 Aug 2017.
- [17] I. Jolliffe, Principal component analysis. New York: Springer, 2002.
- [18] L. Chen, H. Liao, and M. KO, "A new lda-based face recognition system which can solve the small sample size problem", Pattern Recognition, vol. 33, no. 10, pp. 1713–1726, 2000.
- [19] J. Wang, J. Yang, K. Yu, F. Lv, T. Huang, and Y. Gong, "Locality-constrained linear coding for image classification" in Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 3360–3367, 2010.
- [20] H. Chang, D. Yeung, and Y. Xiong, "Super-resolution through neighbor embedding" in Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1–8, 2004.
- [21] J. Yang, Z. Lin, and S. Cohen, "Fast image super-resolution based on in-place example regression" in Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1059–1066, 2013.
- [22] S. Gu, L. Zhang, W. Zuo, and X. Feng, "Weighted nuclear norm minimization with application to image Denoising" in Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, pp. 2862–2869, DRAFT 22, August 14, 2017.
- [23] Local Binary Patterns and Its Application to Facial Image Analysis: A Survey, 2011.
- [24] X. Tang and X. Wang, "Face photo recognition using sketch", The CUHK face database in Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, pp. 257–260, 2002.
- [25] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, and E. Simon celli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [26] J. Chen, D. Yi, J. Yang, G. Zhao, S.Z. Li, M. Pietikainen, "Learning Mappings for Face Synthesis from Near Infrared to Visual Light Images", Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2009.
- [27] Z. Zeda, Y. Wang, and Z. Zhang, "Face Synthesis from Near-Infrared to Visual Light via Sparse Representation", International Joint Conference Biometrics (IJCB) on IEEE, 2011.
- [1] N. Wang, D. Tao, X. Gao, and X. Li, "A comprehensive survey to face hallucination", International Journal of Computer Vision, vol. 31, no. 1, pp. 9–30, 2014.
- [2] X. Tang and X. Wang, "Face sketch recognition", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 14, no. 1, pp. 1–7, 2004.
- [3] "Face sketch synthesis and recognition" in Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 687–694, 2003.
- [4] L. Zhang, L. Lin, X. Wu, S. Ding, and L. Zhang, "End-to-end photo-sketch generation via fully convolution representation learning" in Proceedings of the 5th ACM on International Conference on Multimedia Retrieval, pp. 627–634, 2015.
- [5] Q. Liu, X. Tang, H. Jin, H. Lu, and S. Ma, "A nonlinear approach for face sketch synthesis and recognition" in Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1005–1010, 2005.
- [6] S. Roweis and L. Saul, "Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding", Science, vol. 290, no. 5500, pp. 2323–2326, 2000.
- [7] Y. Song, L. Bao, Q. Yang, and M. Yang, "Real-time exemplar-based face sketch synthesis" in Proceedings of European Conference on Computer Vision, pp. 800–813, 2014.
- [8] X. Gao, N. Wang, D. Tao, and X. Li, "Face sketch-photo synthesis and retrieval using sparse representation", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 22, no. 8, pp. 1213–1226, 2012.
- [9] J. Wright, Y. Ma, J. Mairal, G. Sapiro, T. Huang, and S. Yan, "Sparse representation for computer vision and pattern recognition", Proceedings of the IEEE, vol. 98, no. 6, pp. 1031–1044, 2010.
- [10] S. Wang, L. Zhang, Y. Liang, and Q. Pan, "Semi-coupled dictionary learning with applications to image super-resolution and photo-sketch synthesis" in Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 2216–2223, 2012.
- [11] X. Wang and X. Tang, "Face photo-sketch synthesis and recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 11, pp. 1955–1967, 2009.
- [12] H. Zhou, Z. Kuang, and K. Wong, "Markov weight fields for face sketch synthesis" in Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1091–1097, 2012.
- [13] C. Peng, X. Gao, N. Wang, D. Tao, X. Li, and J. Li, "Multiple representations-based face sketch-photo synthesis", IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 27, no. 11, pp. 2201–2215, 2016.

## Archive of SID

[۲۸] سیدصالحی سیده زهره، سیدصالحی سیدعلی، بهبود مدل تفکیک کننده منیفلدهای غیرخطی به منظور بازشناسی چهره با یک تصویر از هر فرد، پردازش علائم و داده ها، ۱۲(۱)، ۳-۱۶، ۱۳۹۴.

[۲۹] ندا داداشی فاطمه، سیدصالحی سیدعلی، بهبود بازشناسی چهره با یک تصویر از هر فرد به روش تولید تصاویر مجازی توسط شبکه های عصبی، پردازش علائم و داده ها، ۸(۱)، ۳۳-۴۴، ۱۳۹۰.



امیررضا امیرفتحیان در سال ۱۳۸۰ از دانشگاه صنعتی سهند مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق-کنترل اخذ کرد و در سال ۱۳۹۶ از همان دانشگاه در رشته مهندسی برق-مخابرات سیستم در مقطع کارشناسی ارشد فارغ التحصیل شد. زمینه های تحقیقاتی مورد علاقه وی شامل بینایی کامپیوتر، پردازش تصویر، بازشناسی آماری الگو و پردازش سیگنال است.



حسین ابراهیم نژاد مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال های ۱۳۷۲ و ۱۳۷۵ در رشته مهندسی برق-الکترونیک و برق مخابرات از دانشگاه تبریز و دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی اخذ کرد. همچنین مدرک دکترای خود را در گرایش مخابرات سیستم در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه تربیت مدرس دریافت کرد. زمینه های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان بینایی کامپیوتر، پردازش مدل سه بعدی، پردازش تصویر، شناسایی الگو و محاسبات نرم بوده و در حال حاضر عضو هیأت علمی با مرتبه استاد در دانشگاه صنعتی سهند است.