

رسالة محمد



دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

رساله دکتری

**بهبودی در شبیه‌سازی زمین‌آماري چند نقطه‌اي نمونه‌برداري مستقيم با رويکرد
هيبريد ويولت-تركيب اطلاعات**

مجتبي باوندسوادكوهي

اساتيد راهنما:

دكتور بهزاد تخم‌چي

دكتور عليرضا عرب اميري

استاد مشاور:

دكتور اروان گلوآگوئن

بهمن ۱۳۹۷

شماره: ۰۰۲۶۸۷/۴۰۵۱
تاریخ: ۹۷/۱۲/۱۸
ویرایش:

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره ۱۲: صورت جلسه دفاع از رساله دکتری (Ph.D)

بدینوسیله گواهی می شود آقای مجتبی باوندسوادکوهی دانشجوی دکتری رشته مهندسی اکتشاف معدن به شماره دانشجویی ۹۳۰۰۲۴۵ و رودی مهر ماه سال ۹۳ در تاریخ ۹۷/۱۱/۲۵ از رساله خود با عنوان: عنوان رساله: بهیودی در شبیه سازی زمین آماری چند نقطه ای نمونه برداری مستقیم با رویکرد هیبرید ویولت-ترکیب اطلاعات دفاع و با اخذ نمره ۱۸.۵۰۰ به درجه:
نائل گردید.

☒ الف) درجه عالی: نمره ۱۹-۲۰	☐ ب) درجه بسیار خوب: نمره ۱۸/۹۹ - ۱۷
☐ ج) درجه خوب: نمره ۱۵ - ۱۶/۹۹	☐ د) غیر قابل قبول و نیاز به دفاع مجدد دارد
☐ ه) رساله نیاز به اصلاحات دارد	

ردیف	هیئت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱	دکتر بهزاد تخم چی	استاد راهنما	دانشیار	
۲	دکتر علیرضا عرب امیری	استاد راهنما	دانشیار	
۳	دکتر اروان گلوگونن	مشاور	استاد	
۴	دکتر رضا خالوکاکایی	استاد مدعو داخلی / خارجی	استاد	
۵	دکتر امید اصغری	استاد مدعو داخلی / خارجی	دانشیار	
۶	دکتر سعید سلطانی محمدی	استاد مدعو داخلی / خارجی	دانشیار	
۷	دکتر مهرداد سلیمانی منفرد	سرپرست (نماینده) تحصیلات تکمیلی دانشکده	دانشیار	

مدیر محترم تحصیلات تکمیلی دانشگاه:

ضمن تأیید مراتب فوق مقرر فرمائید اقدامات لازم بعمل آید.

رئیس دانشکده و رئیس هیأت داوران:

تاریخ و امضاء:



تقدیم به:

همسر مهربان و خداکارم،

که بار سنگین زندگی مان را در طول این سال ناله تنهایی بر روی شانه های کوچک خود تحمل کرده است...

قدردانی

بر خود واجب می‌دانم از اساتید بزرگوارم آقای دکتر بهزاد تخم‌چی و آقای دکتر علیرضا عرب امیری که به عنوان استاد راهنمای اول و دوم رساله همواره با گشاده رویی در کنار من بوده‌اند و در طول این دوره از راهنمایی‌های ارزنده ایشان در زمینه‌های اخلاقی و علمی بهره‌جسته‌ام، کمال قدردانی را نمایم. بی‌شک انجام این رساله بدون راهنمایی‌ها، حمایت‌ها و دلگرمی‌های ایشان میسر نمی‌شد. همچنین از آقای پروفیسور اروان گلوآگوئن که به عنوان استاد مشاور زمینه‌ای برایم فراهم ساخته‌اند تا دوره فرصت تحقیقاتی را در کنار ایشان که یکی از بزرگ‌ترین افتخارات زندگی علمی‌ام است، سپری کنم، صمیمانه سپاسگزاری می‌کنم. از داوران گرامی آقای پروفیسور رضا خالوکاکائی، آقای دکتر امید اصغری و آقای دکتر سعید سلطانی محمدی که به عنوان داوران رساله زحمت داوری و تصحیح رساله را بر عهده داشته‌اند، کمال تشکر را دارم. در پایان از تمامی عزیزانی که در طول انجام این رساله مرا یاری کرده‌اند کمال تشکر و قدردانی را ابراز می‌نمایم.

از تمامی خوانندگان و پژوهشگران محترم ضمن تشکر از انتخاب این رساله برای مطالعه، خواهشمندم نظرات سازنده خود را برای ارتقای این اثر، از طریق رایانامه (mojtababavand@yahoo.com) با بنده در میان بگذارند.

مجتبی باوندسوادکوهی

بهمن ۱۳۹۷

تعهد نامه

این جانب مجتبی باوندسوادکوهی دانشجوی دوره دکترا رشته مهندسی اکتشاف معدن دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه "بهبودی در شبیه سازی زمین آماری چند نقطه ای نمونه برداری مستقیم با رویکرد هیبرید ویولت-ترکیب اطلاعات" تحت راهنمایی دکتر بهزاد تخم چی و دکتر علیرضا عرب امیری و مشاوره دکتر اروان گلوآگوئن متعهد می شوم:

- تحقیقات در این پایان نامه توسط این جانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت های آن ها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

در این رساله الگوریتم شبیه‌سازی چندنقطه‌ای جدیدی بر اساس هیبرید تبدیل (تجزیه) ویولت گسسته و ترکیب اطلاعات به نام CCWSIM پیشنهاد شده است که یک نسخه توسعه‌یافته از الگوریتم CCSIM محسوب می‌شود. آن چه که الگوریتم پیشنهادی را از الگوریتم CCSIM متمایز می‌کند، محاسبه تابع همبستگی متقابل در فضای ویژگی تبدیل ویولت است. در واقع در الگوریتم پیشنهادی تابع همبستگی متقابل در فضای ویژگی ویولت و با استفاده از ضرایب تقریبی تبدیل ویولت گسسته محاسبه می‌شود. ضرایب تقریبی تبدیل ویولت نه تنها مهم‌ترین تغییرپذیری‌های یک الگو را استخراج می‌کنند، بلکه در هر سطح تجزیه دارای کاهش ابعادی معادل سه-چهارم الگوی اولیه نیز هستند؛ که می‌توانند زمان شبیه‌سازی را به طور چشم‌گیری کاهش دهند. همچنین به منظور شرطی‌سازی داده‌های سخت در این رساله، رویکردی مبتنی بر ترکیب اطلاعات به نام میانگین وزن‌دار ترتیبی پیشنهاد شده است. در این روش با استفاده از ترکیب وزن‌دار چند الگو که دارای بالاترین تطابق با پیشامد داده‌ای هستند، دقت شرطی‌سازی نسبت به حالت انتخاب تنها یک الگو، بهبود یافته است. عملکرد الگوریتم پیشنهادی در این رساله با استفاده از تصاویر آموزشی مختلف و ایجاد تحقق‌های شرطی و غیرشرطی با الگوریتم‌های شناخته شده‌ای مانند SNESIM، FILTERSIM و MS-CCSIM ارزیابی می‌شود. مقایسه تحقق‌های حاصل از الگوریتم‌های مختلف نشان می‌دهد که بازتولید آماره‌های چندنقطه‌ای در الگوریتم پیشنهادی به مراتب بهتر از دیگر الگوریتم‌هاست. علاوه بر این، زمان انجام برای تولید تحقق در الگوریتم پیشنهادی حداقل ۱۰ بار سریع‌تر از الگوریتم‌های دیگر است.

کلمات کلیدی: زمین‌آمار چندنقطه‌ای، الگوریتم‌های شبیه‌سازی زمین‌آماری، تبدیل ویولت گسسته، ترکیب

اطلاعات، پیوستگی

لیست مقالات مستخرج از رساله:

- Bavand Savadkoohi, M., Tokhmechi, B., Gloaguen, E., Arab-Amiri, A. (2018). *A comprehensive benchmark between two filter-based multiple-point simulation algorithms*. Journal of Mining and Environment, 10(1), 139-149.
- Bavand Savadkoohi, M. Tokhmechi, B. Gloaguen, E. Arab-Amiri, A. R., (2018). *Geostatistical multiple-point modeling of heterogeneous facies in petroleum reservoirs in order to control of the sand production*, Journal of Petroleum Geomechanics, (In Persian).
- Bavand Savadkoohi, M. Tokhmechi, B. Gloaguen, E. Arab-Amiri, A. R., (2018). *New simulation of lithology based on wavelet decomposition*. Paper presented at 19th symposium of JSTE, Institut National de la Recherche Scientifique, Québec, Canada.
- Bavand Savadkoohi, M. Tokhmechi, B. Arab-Amiri, A. R., (2018). *Comparison of direct sampling multiple-point geostatistical simulation with cross-correlation based simulation*. Paper presented at 36th National and 3rd International geoscience congress, Geological Survey of Iran, P299, Tehran, Iran (In Persian).
- Bavand Savadkoohi, M. Tokhmechi, B. Arab-Amiri, A. R., (2018). *Improvement in multiple-point simulation algorithm of cross-correlation by using image processing*. Paper presented at 36th National and 3rd International geoscience congress, Geological Survey of Iran, P300, Tehran, Iran (In Persian).

فهرست

فصل اول: مقدمه و کلیات ۱

۱-۱ مقدمه ۲

۲-۱ تعریف مسأله ۲

۳-۱ ضرورت انجام تحقیق ۴

۴-۱ زمین‌آمار چندنقطه‌ای ۶

۱-۴-۱ تصویر آموزشی ۷

۱-۴-۲ شبکه شبیه‌سازی ۷

۱-۴-۳ مسیر شبیه‌سازی ۹

۱-۴-۴ پیشامد داده‌ای ۹

۱-۴-۵ قالب جستجو ۹

۱-۴-۶ داده‌های سخت و نرم (ثانویه) ۱۰

۱-۵ اهداف رساله ۱۰

۱-۶ ساختار رساله ۱۱

فصل دوم: مطالعه کارهای پیشین و روش‌شناسی ۱۳

۱-۲ مقدمه ۱۴

۲-۲ الگوریتم‌های مبتنی بر پیکسل ۱۴

۱۴	ENESIM الگوریتم ۱-۲-۲
۱۵	 شبیه‌سازی چندنقطه‌ای آنیلینگ ۲-۲-۲
۱۶	 شبیه‌سازی چندنقطه‌ای شبکه‌های عصبی ۳-۲-۲
۱۷	SNESIM الگوریتم ۴-۲-۲
۱۸	 DS الگوریتم نمونه‌برداری مستقیم ۵-۲-۲
۱۹	 الگوریتم‌های مبتنی بر الگو ۳-۲-۲
۱۹	SIMPAT الگوریتم ۱-۳-۲
۲۱	FILTERSIM الگوریتم ۲-۳-۲
۲۲	 الگوریتم‌های مبتنی بر ویولت ۳-۳-۲
۲۴	CCSIM الگوریتم ۴-۳-۲
۲۵	HYPPS الگوریتم هیبریدی ۴-۲-۲
۲۷	فصل سوم: ارائه الگوریتم پیشنهادی (CCWSIM).....
۲۸	 ۱-۳ مقدمه
۲۸	 ۲-۳ تبدیل ویولت گسسته
۳۰	 ۱-۲-۳ ضرایب تقریبی ویولت
۳۱	 ۲-۲-۳ تجزیه چندوضوحی
۳۱	 ۳-۲-۳ تبدیل معکوس ویولت گسسته

۳-۳	الگوریتم پیشنهادی CCWSIM	۳۲
۴-۳	تابع همبستگی متقابل	۳۴
۵-۳	ساختار الگوریتم CCWSIM	۳۶
۱-۵-۳	طراحی مسیر شبیه‌سازی	۳۷
۲-۵-۳	استخراج ناحیه هم‌پوشانی	۳۷
۳-۵-۳	محاسبه تبدیل ویولت گسسته	۴۰
۴-۵-۳	محاسبه فاصله شباهت	۴۰
۵-۵-۳	تعیین ناحیه مطلوب	۴۲
۶-۵-۳	بازسازی الگو و قرارگیری در شبکه شبیه‌سازی	۴۲
۶-۳	شرطی‌سازی داده‌های سخت	۴۳
۱-۶-۳	بهبود شرطی‌سازی داده‌ها	۴۴
۲-۶-۳	ترکیب اطلاعات	۴۴
۳-۶-۳	روش میانگین وزن‌دار ترتیبی	۴۵
۴-۶-۳	روش خوش‌بینانه	۴۶
۵-۶-۳	روش بدبینانه	۴۶
۶-۶-۳	شرطی‌سازی داده‌ها و ترکیب اطلاعات	۴۷
۵۱	فصل چهارم: شبیه‌سازی با الگوریتم CCWSIM	

۱-۴ مقدمه	۵۲
۲-۴ مقایسه عملکرد دو الگوریتم مبتنی بر نمونه برداری مستقیم	۵۲
۳-۴ شبیه سازی غیر شرطی	۵۴
۲-۳-۴ معرفی پارامترهای ورودی شبیه سازی	۵۷
۳-۳-۴ مقایسه زمان محاسباتی	۶۱
۴-۳-۴ اعتبارسنجی	۶۱
۴-۴ شبیه سازی شرطی	۶۳
۱-۴-۴ مقایسه عملکرد الگوریتم ها در شبیه سازی شرطی	۶۴
۲-۴-۴ آنالیز فاصله	۶۶
۳-۴-۴ بررسی دقت شرطی سازی	۷۳
۵-۴ تصویر آموزشی دیوار سنگی	۷۶
۶-۴ تصویر آموزشی شکستگی	۸۰
۷-۴ شرطی سازی با استفاده از داده های سخت متراکم	۸۳
۸-۴ شبیه سازی تصاویر آموزشی چند رخسارهای	۸۷
۹-۴ شرطی سازی با استفاده از دو داده مجاور	۹۱
۱۰-۴ تصویر آموزشی ناپایا: مطالعه موردی دلتای ساندربان بنگلادش	۹۳
فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادها	۹۷

۹۸ ۱-۵ نتیجه گیری

۱۰۲ ۲-۵ پیشنهادها

۱۰۶ مراجع

فهرست اشکال

- شکل (۱-۱) رخنمون زمین‌شناسی (الف) و تصویر آموزشی عددی حاصل از رخنمون (ب)، ساختار چند رخساره‌ای (ج) و تصویر آموزشی حاصل از آن (د)، تصویر آموزشی سه بعدی تولید شده با الگوریتم مبتنی بر شیء (ه) و چند برش افقی از آن (و) (Tahmasebi, 2018) ۸
- شکل (۱-۳) یک مرحله تبدیل ویولت گسسته بر روی تصویر و ضرایب تقریبی و جزئیات حاصل از تجزیه (Mallat, 1989) ۳۰
- شکل (۲-۳) بازسازی تصویر اولیه با استفاده از تبدیل معکوس ویولت گسسته و ضرایب تقریبی و جزئیات (Mallat, 1989) ۳۲
- شکل (۳-۳) دو مرحله تبدیل ویولت گسسته بر روی تصویر (الف)، ضرایب تقریبی غیر جهتی در سطح دوم تبدیل ویولت گسسته (a_2) و ضرایب جزئیات جهتی بدست آمده در سطح اول و دوم تبدیل ویولت گسسته در راستای افقی (H_1, H_2)، قائم (V_1, V_2) و قطری (D_1, D_2) (ب)، ضرایب تقریبی در سطح دوم تبدیل ویولت گسسته (a_2) (ج)، بازسازی تصویر اولیه با استفاده از تبدیل معکوس ویولت گسسته (د) ۳۳
- شکل (۴-۳) مراحل انجام شبیه‌سازی با الگوریتم پیشنهادی CCWSIM ۳۸
- شکل (۵-۳) مسیر شبیه‌سازی یک طرفه در الگوریتم پیشنهادی (شماره‌ها ترتیب شبیه‌سازی پیکسل‌ها را نشان می‌دهند)، نواحی خاکستری نواحی هم‌پوشانی در شبکه است. ۳۹
- شکل (۶-۳) سه حالت مختلف برای ناحیه هم‌پوشانی در شبکه شبیه‌سازی ۳۹
- شکل (۷-۳) الگوی اصلی و الگوی مجازی (خط چین) برای انجام شرطی‌سازی داده‌های سخت ۴۳
- شکل (۸-۳) شرطی‌سازی داده‌های سخت با استفاده از رویکرد ترکیب اطلاعات حاصل از چهار الگوی انتخاب شده بر اساس بیشترین شباهت و بالاترین تطابق در نقاط شرطی ۵۰

شکل (۴-۱) تصویر آموزشی کانال و تحقق‌های غیر شرطی بدست آمده از الگوریتم‌های DS مبتنی بر الگو	۵۳
شکل (۴-۲) مقدار آنتروپی شانون برای گام‌های مختلف اندازه قالب جستجو برای تعیین اندازه بهینه قالب جستجو	۵۹
شکل (۴-۳) شبیه‌سازی غیرشرطی تصویر آموزشی کانال برای الگوریتم‌های SNESIM, FILTERSIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۶۰
شکل (۴-۴) آماره‌های حاصل از ۱۰ تحقق الگوریتم پیشنهادی: نسبت رخساره (الف)، واریوگرام در راستای شمالی-جنوبی (ب)، شرقی-غربی (ج) و تابع احتمال پیوستگی (د)	۶۲
شکل (۴-۵) تصویر مرجع و داده‌های شرطی استخراج شده از آن	۶۴
شکل (۴-۶) شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی کانال برای الگوریتم‌های SNESIM, FILTERSIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۶۵
شکل (۴-۷) نمایش فواصل جنسون-شانون در مقیاس چند بعدی برای تحقق‌های الگوریتم‌های SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۷۱
شکل (۴-۸) نمایش دو بعدی (X-Z) فواصل جنسن-شانون برای تحقق‌های الگوریتم‌های SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۷۱
شکل (۴-۹) نقشه میانگین حاصل از ۱۰۰ تحقق شرطی تولید شده توسط الگوریتم پیشنهادی	۷۵
شکل (۴-۱۰) تصویر آموزشی دیوار سنگی (الف)، داده‌های شرطی مستخرج (ب) و تصویر مرجع (ج)	۷۶
شکل (۴-۱۱) شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی دیوار سنگی برای الگوریتم‌های SNESIM, FILTERSIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۷۸

شکل (۴-۱۲) نمایش فواصل جنسون-شانون در مقیاس چند بعدی برای تحقق‌های الگوریتم‌های MS-CCSIM، SNESIM و الگوریتم پیشنهادی	۷۹
شکل (۴-۱۳) نمایش دو بعدی (X-Y) فواصل جنسن-شانون برای تحقق‌های الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۷۹
شکل (۴-۱۴) تصویر آموزشی شکستگی (الف)، تصویر مرجع (ب)، شبیه‌سازی شرطی با استفاده از الگوریتم MS-CCSIM (ج) و الگوریتم پیشنهادی (د)	۸۲
شکل (۴-۱۵) شبکه شبیه‌سازی با ۵۰۰۰ داده شرطی سخت (الف)، نقشه میانگین حاصل از ۱۰۰ تحقق شرطی الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی (ب)، دو تحقق شرطی مختلف برای هر کدام از آنها (ج)	۸۴
شکل (۴-۱۶) نمایش فواصل جنسون-شانون در مقیاس چند بعدی برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۸۶
شکل (۴-۱۷) نمایش دو بعدی (X-Z) فواصل جنسن-شانون برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۸۶
شکل (۴-۱۸) تصویر آموزشی با چهار رخساره گسسته (الف)، ۳۰۰ داده شرطی (ب)، شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی چهار رخساره‌ای با استفاده از الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی (ج)	۸۸
شکل (۴-۱۹) نمایش فواصل جنسون-شانون در مقیاس چند بعدی برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۸۹
شکل (۴-۲۰) نمایش دو بعدی (X-Z) فواصل جنسون-شانون برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۸۹

شکل (۴-۲۱) دو داده شرطی مجاور در شبکه شبیه‌سازی (الف) و نقشه‌های میانگین حاصل از ۱۰۰ تحقق

الگوریتم SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی (ب) ۹۲

شکل (۴-۲۲) نقشه میانگین الگوهای با آرایش دو داده شرطی مجاور با ابعاد 600×600 (الف)، بزرگنمایی

قسمت مرکزی نقشه میانگین حاصل از الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی (ب)

..... ۹۳

شکل (۴-۲۳) نقشه ماهواره‌ای منطقه ساندربان بنگلادش (الف)، تصویر آموزشی دلتا (ب)، دو تحقق شرطی

از تصویر آموزشی دلتا (ج) و نقشه میانگین ۱۰۰ تحقق شرطی (د) ۹۵

فهرست جداول

جدول (۴-۱) زمان میانگین ۱۰ تحقق غیرشرطی در الگوریتم‌های DS مبتنی بر الگو و CCSIM.....	۵۴
جدول (۴-۲) پارامترهای شبیه‌سازی برای الگوریتم‌های FILTERSIM, SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی.....	۵۹
جدول (۴-۳) زمان میانگین شبیه‌سازی غیرشرطی برای الگوریتم‌های FILTERSIM, SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی.....	۶۱
جدول (۴-۴) میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم‌های SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی.....	۷۲
جدول (۴-۵) زمان میانگین شبیه‌سازی شرطی برای الگوریتم‌های FILTERSIM, SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی.....	۷۳
جدول (۴-۶) مقایسه دقت (برحسب درصد) شرطی‌سازی الگوریتم‌های FILTERSIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در رخساره ماسه‌ای.....	۷۴
جدول (۴-۷) میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم‌های SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی.....	۸۰
جدول (۴-۸) پارامترهای ورودی شبیه‌سازی تصویر آموزشی شکستگی.....	۸۱
جدول (۴-۹) تعداد ناپیوستگی‌ها در تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی شکستگی.....	۸۲
جدول (۴-۱۰) دقت شرطی‌سازی (برحسب درصد) داده‌های سخت متراکم در الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی.....	۸۵

جدول (۴-۱۱) زمان میانگین شبیه‌سازی داده‌های متراکم سخت برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی.....	۸۵
جدول (۴-۱۲) میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۸۷
جدول (۴-۱۳) پارامترهای ورودی شبیه‌سازی تصویر آموزشی چهار رخسارهای.....	۸۸
جدول (۴-۱۴) میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی	۹۰
جدول (۴-۱۵) زمان انجام شبیه‌سازی (برحسب ثانیه) برای ۸ تحقق شرطی تصویر آموزشی چهار رخساره‌ای توسط الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی.....	۹۰
جدول (۴-۱۶) پارامترهای ورودی شبیه‌سازی تصویر آموزشی دلتا.....	۹۴

فصل اول

مقدمه و کلیات

۱-۱ مقدمه

در این فصل نخست کلیاتی در مورد زمین‌آمار و جایگاه آن در مدل‌سازی ساختارهای زیرسطحی بیان خواهد شد. سپس ضرورت انجام تحقیق در رساله حاضر بیان می‌شود. در ادامه مفاهیم پایه‌ای شبیه‌سازی چندنقطه‌ای زمین‌آماري بیان می‌شوند که به بیان مفاهیمی همچون تصویر آموزشی^۱، پیشامد داده‌ای، مسیر شبیه‌سازی و... می‌پردازد. در نهایت اهداف اصلی تحقیق در این رساله و ساختار کلی آن بیان می‌شوند.

۱-۲ تعریف مسأله

از چند دهه اخیر مدل‌سازی ساختارهای زمین‌شناسی در علوم زمین مورد توجه قرار گرفته است. زمین‌آمار نیز به عنوان یکی از روش‌های مدل‌سازی در این حوزه با پیشرفت‌های بسیاری همراه بوده است. روش‌های مبتنی بر کریجینگ^۲ به عنوان یکی از اولین ابزارهای زمین‌آماري به منظور مدل‌سازی ساختارهای زمین‌شناسی معرفی شده‌اند (Krige, 1951; Journel, 1974; Deutsch and Journel, 1992). روش کریجینگ نیازمند یک مدل اولیه از تغییرات و همبستگی بین متغیرهاست؛ که به عنوان واریوگرام شناخته می‌شود (Goovaerts, 1997). از آنجا که کریجینگ تنها یک تخمین از متغیر مورد بررسی تولید می‌کند، به عنوان یک روش قطعی^۳ در حوزه مدل‌سازی به شمار می‌آید (Deutsch and Journel, 1998). بنابراین کریجینگ ذاتاً نمی‌تواند به طور مؤثری عدم قطعیت را کمی‌سازی کند. از طرف دیگر کریجینگ برای ایجاد مدل واریوگرام از ارتباط بین موقعیت دو نقطه در فضا یا آماره‌های مراتب پایین‌تر استفاده می‌کند. روشن است که ایجاد یک مدل ساختاری صرفاً بر اساس روابط بین دونقطه، قادر به بازتولید مناسب ساختارهای

^۱ Training Image (TI)

^۲ Kriging

^۳ Deterministic

ناهمگن و غیرخطی نیست. در نتیجه مدل‌های ایجاد شده با کریجینگ نتایج بسیار همواری^۱ را از پدیده مورد بررسی ارائه خواهند داد (Guardiano and Srivastava, 1993; Caers and Journel, 1998).

به منظور رفع محدودیت‌های کریجینگ، روش‌های شبیه‌سازی احتمالی^۲ معرفی شدند (Matheron, 1974; Journel, 1973). این روش‌ها قادرند تحقق‌های احتمالی مختلفی را از پدیده‌ها ایجاد کنند؛ که امکان ارزیابی و کمی‌سازی دقیق‌تر عدم قطعیت را فراهم می‌کنند (Journel and Deutsch, 1993). از معمول‌ترین روش‌های شبیه‌سازی احتمالی می‌توان به روش شبیه‌سازی گاوسی پی‌درپی^۳ و شبیه‌سازی شاخص پی‌درپی^۴ اشاره کرد؛ که همچنان الگوریتم اصلی کریجینگ در این روش‌ها استفاده می‌شود (Goovaerts, 1997).

از آنجا که شبیه‌سازی‌های مبتنی بر کریجینگ از روابط دونقطه‌ای استفاده می‌کنند، قادر به بازتولید مناسب الگوهای پیچیده و غیر خطی نیستند (Strebel, 2002). به بیان دیگر، در نظر گرفتن صرفاً دو نقطه برای بازتولید مدل‌های غیرخطی و پیچیده کافی نیست. تلاش‌های گسترده‌ای در سال‌های اخیر در زمینه شبیه‌سازی زمین‌آماري صورت گرفته است تا بتوانند روابط بیش از دو نقطه را به طور هم‌زمان در بازتولید ساختارها در نظر بگیرند. روشن است که محاسبه روابط چندنقطه‌ای نیازمند یک منبع غنی از اطلاعات است که معمولاً این منبع در حوزه علوم زمین به دلیل داده‌های پراکنده و ناکامل، وجود ندارد. بنابراین چنین اطلاعاتی از یک تصویر مفهومی به نام تصویر آموزشی استخراج می‌شوند؛ که به عنوان روش-های شبیه‌سازی‌های چندنقطه‌ای معرفی می‌شوند (Guardiano and Srivastava, 1993; Caers and Journel, 1998).

^۱ Smooth

^۲ Stochastic simulation

^۳ Sequential Gaussian Simulation (SGS)

^۴ Sequential Indicator Simulation (SIS)

۱-۳ ضرورت انجام تحقیق

بازتولید رخساره‌های زیرسطحی بر اساس واقعیت‌های فیزیکی در حوزه‌های مختلف نفت، معدن و هیدروژئولوژی از اهمیت بالایی برخوردار است. ایجاد تحقق‌های شرطی یا غیرشرطی بر اساس روش‌هایی که ساختارهای ناهمگن و پیچیده زمین‌شناسی را در نظر نمی‌گیرند، می‌تواند منجر به ایجاد مدل‌های غیر واقعی شود. از طرف دیگر مدل‌سازی ساختارهای پیچیده زیرسطحی بر اساس واقعیت‌های فیزیکی می‌تواند ملاک مؤثری در ارزیابی میزان تولید و بهره‌وری مخازن و یا انتخاب محل مناسب برای حفر چاه به شمار آید. ایجاد یک مدل مطمئن از ساختارها که به درستی رخساره‌های مختلف زمین‌شناسی را مشخص کند، می‌تواند با توجه به بالا بودن ذاتی عدم قطعیت در حوزه‌های مختلف علوم زمین بسیار کارگشا باشد. روشن است که ایجاد تحقق‌هایی از پدیده مورد مطالعه که بتوان بر اساس آن مدلی نزدیک‌تر به واقعیت‌های فیزیکی تولید کرد، در موفقیت و یا شکست پروژه‌های مختلف بسیار مؤثر است (Mariethoz and Caers, 2014).

در یک مخزن نفتی به شدت ناهمگن تمرکز اصلی زمین‌آمار چندنقطه‌ای، ایجاد مدل‌های ساختاری با وضوح بالا از متغیرهای گسسته مخزن مانند رخساره‌ها و سپس شبیه‌سازی متغیرهای پیوسته مانند تخلخل و تراوایی درون این رخساره‌هاست. محدودیت اطلاعات چاه‌های اکتشافی و داده‌های ژئوفیزیکی، مدل‌سازی‌های رخساره‌های ناهمگن و پیچیده مخزن را با عدم قطعیت‌هایی همراه می‌کند. شبیه‌سازی چندنقطه‌ای نه تنها به عنوان یک ابزار مؤثر برای مدل‌سازی ساختارهای ناهمگن زیرسطحی پیشنهاد می‌شود، بلکه امکان ارزیابی عدم قطعیت را فراهم می‌کند (Pyrz and Deutsch, 2014). شبیه‌سازی چندنقطه‌ای زمین‌آماري با ایجاد تحقق‌های مختلف از متغیرهای مورد بررسی و ترکیب پاسخ‌های حاصل از تحقق‌های مختلف، مدلی از فضای عدم قطعیت ارائه می‌دهد. در نهایت با استفاده از سناریوهای مختلف حاصل از مدل‌سازی عدم قطعیت، امکان تصمیم‌گیری در مورد محل مناسب برای حفر چاه و یا میزان تولید نفت وجود خواهد داشت (Deutsch, 2006).

در حوزه معدن نیز وجود ناهمگنی‌های زیرسطحی پروژه را با مشکل مواجه می‌کند. یکی از این ناهمگنی‌های معمول زمین‌شناسی، دایک‌ها هستند. اهمیت مدل‌سازی و بررسی دایک‌های معدنی در مدل‌سازی و تخمین ذخیره بر کسی پوشیده نیست. از مهم‌ترین مشکلات، وجود دایک‌ها در ساختارهای زیرسطحی یک منطقه ارزیابی و مدل‌نشدن آن‌ها در ذخیره نهایی است. به بیان ساده‌تر عدم ارزیابی دایک‌ها می‌تواند موجب بیش‌تخمینی^۱ در یک ذخیره شود. به بیان دیگر، به دلیل عدم ارزیابی دایک‌ها در ارزیابی یک ذخیره، ممکن است تخمینی بیش از مقدار واقعی برای یک ذخیره صورت پذیرد. عواقب ناشی از بیش‌تخمینی یک ذخیره می‌تواند میزان ارزیابی‌های فنی و اقتصادی را تحت تأثیر منفی قرار دهد (Rezaee et al., 2014).

هر چند الگوریتم‌های متعددی برای بهبود مدل‌سازی‌های چندنقطه‌ای معرفی شده‌اند ولی همچنان موضوع بهبود دقت و زمان شبیه‌سازی این الگوریتم‌ها به عنوان یک موضوع جدی در حال تحقیق است (Abdollahifard and Faez, 2013; Tahmasebi and Sahimi, 2016). ضرورت ایجاد تحقیق‌هایی که بتوانند الگوهای پیچیده را به دقت بازتولید کنند، به عنوان یک موضوع جدی از دیرباز تا به امروز مورد توجه پژوهشگران این حوزه بوده است. بر این اساس، توسعه روش‌هایی که بتوانند با دقت بیشتری آماره‌های چندنقطه‌ای را بازتولید کنند، می‌تواند در بهبود مدل‌سازی ساختاری مؤثر باشد. از سویی دیگر در علوم زمین به ویژه در حوزه نفت متخصصان معمولاً با گستره‌های وسیع و مخازن بزرگ مواجه هستند. مدل‌سازی چنین مخازن وسیع نفتی نیازمند روش‌هایی با سرعت شبیه‌سازی بالا است. اهمیت زمان شبیه‌سازی به حدی است که بسیاری از الگوریتم‌های معرفی‌شده به دلیل سرعت پایین شبیه‌سازی هرگز موفقیت عملی در حوزه مدل‌سازی کسب نکرده‌اند. بنابر این در این رساله الگوریتمی مبتنی بر رویکرد تبدیل ویولت

^۱ Overestimate

گسسته^۱ و ترکیب اطلاعات^۲ پیشنهاد می‌شود که نه تنها آماره‌های چندنقطه‌ای تصویر آموزشی را با دقت بالایی بازتولید می‌کند، بلکه از سرعت شبیه‌سازی نسبتاً بالایی برخوردار است.

۴-۱ زمین‌آمار چندنقطه‌ای

همان‌طور که اشاره شد، شبیه‌سازی‌های زمین‌آمار مبتنی بر واریوگرام (دو نقطه‌ای) توانایی کافی برای بازتولید ساختارهای فضایی ناهمگن و غیرخطی را ندارند. از این رو چنین روش‌هایی نمی‌توانند واقعیات فیزیکی موجود در ساختارهای پیچیده را به طور مناسبی مدل کنند. به بیان دیگر پیچیدگی‌های ساختاری و تغییرپذیری موجود در پدیده مورد نظر در تحقق‌های ایجاد شده توسط این روش‌ها به خوبی بازتولید نمی‌شوند. برای حل این مشکل روش‌های مبتنی بر آماره‌های چندنقطه‌ای معرفی شده‌اند که برای بازتولید چنین ساختارهای پیچیده و غیرخطی از روابط بیش از دو نقطه به صورت توأم بهره می‌گیرند. در واقع این اطلاعات چندنقطه‌ای از طریق ابزاری به نام تصویر آموزشی فراهم می‌شود. بنابراین تفاوت اساسی روش‌های دو نقطه‌ای و چندنقطه‌ای، در استخراج آماره‌های چندنقطه‌ای از تصویر آموزشی به جای استخراج آماره‌های دو نقطه‌ای از واریوگرام است (Guardiano and Srivastava, 1993; Strebel, 2002). با بهره‌گیری از تصویر آموزشی به عنوان منبعی از آماره‌های چندنقطه‌ای، فیزیک حاکم بر پدیده‌های طبیعی به صورت واقع‌گرایانه‌تری بازتولید می‌شود. در ادامه برخی مفاهیم اولیه و ضروری در زمین‌آمار چندنقطه‌ای بیان خواهند شد.

^۱ Discrete Wavelet Transform (DWT)

^۲ Data fusion

۱-۴-۱ تصویر آموزشی

تصویر آموزشی یکی از مهم‌ترین ورودی‌ها در الگوریتم‌های چندنقطه‌ای است. فراهم‌سازی یک تصویر آموزشی معرف و یا یک مجموعه از تصاویر آموزشی از بزرگترین چالش‌ها در کاربردهای زمین‌آمار چندنقطه‌ای به شمار می‌آید. به عنوان مثال یک تصویر آموزشی می‌تواند برای بیان ویژگی‌های هندسی رخساره‌ها مانند انحنا، کانال‌ها در یک مخزن و یا بیان روابط پیچیده فضایی در ساختارهای چند رخساره‌ای بکار رود. در زمین‌آمار کلاسیک چنین اطلاعات ساختاری و ویژگی‌های فضایی متغیرهای تصادفی، از مدل واریوگرام استخراج می‌شوند. در واقع روش‌های زمین‌آمار چندنقطه‌ای تلاش می‌کنند آماره‌های چندنقطه‌ای را از مکان‌های چندگانه تصویر آموزشی استخراج و ویژگی‌های مشابه در تصویر آموزشی را بر اساس این مکان‌ها بازتولید کنند (Tahmasebi, 2018).

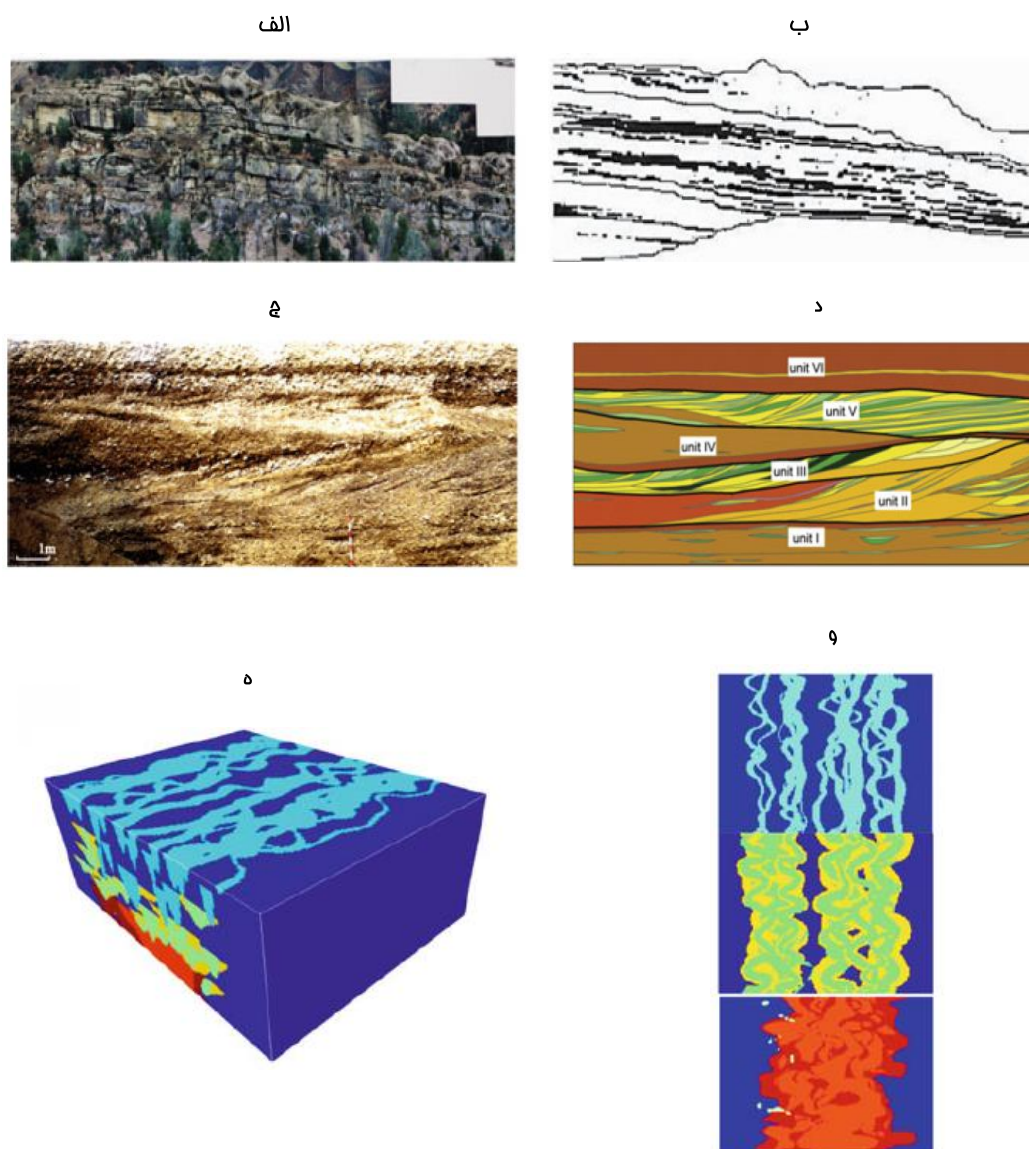
تصویر آموزشی می‌تواند با روش‌های مختلفی مانند تفسیر عکس یک رخنمون یا صرفاً طرح یک زمین‌شناس که به درستی به شکل عددی در آمده است، حاصل شود. البته روش معمول ایجاد تصویر آموزشی استفاده از شبیه‌سازی غیرشرطی مبتنی بر شیء است. الگوریتم‌های مبتنی بر شیء قابلیت تولید شکل‌های واقعی از ساختارهای زمین‌شناسی بر اساس توزیع فضایی آنها را دارند (Mariethoz and Caers, 2014). برخی تصاویر آموزشی در شکل (۱-۱) نشان داده شده‌اند.

۱-۴-۲ شبکه شبیه‌سازی^۱

شبکه شبیه‌سازی یک شبکه دو یا سه بعدی است؛ که مقادیر شبیه‌سازی شده در سلول‌های این شبکه قرار می‌گیرند. شبکه شبیه‌سازی با توجه به ابعاد حوزه مورد مطالعه می‌تواند ابعاد متفاوتی داشته باشد. این شبکه

^۱ Simulation grid (SG)

در آغاز شبیه‌سازی غیرشرطی حاوی هیچ‌گونه اطلاعاتی نیست و تمامی پیکسل‌های آن بدون مقدار هستند. در حالی که در شبیه‌سازی شرطی داده‌های شرطی سخت در پیکسل‌های مربوط توزیع می‌شوند.



شکل (۱-۱) رخنمون زمین‌شناسی (الف) و تصویر آموزشی عددی حاصل از رخنمون (ب)، ساختار چندرخساره‌ای (ج) و تصویر آموزشی حاصل از آن (د)، تصویر آموزشی سه بعدی تولید شده با الگوریتم مبتنی بر شیء (ه) و چند برش افقی از آن (و) (Tahmasebi, 2018)

۱-۴-۳ مسیر شبیه‌سازی^۱

اشاره شد که تکنیک‌های زمین‌آماری بر روی یک شبکه شبیه‌سازی پیاده‌سازی می‌شوند. این پیکسل‌ها می‌توانند به صورت تصادفی و یا در یک مسیر از پیش تعریف شده یک طرفه^۲ شبیه‌سازی شوند. در مسیر تصادفی یک سری از اعداد تصادفی که معادل شماره پیکسل‌های شبکه هستند برای هر تحقق تولید می‌شوند و پیکسل‌های شبکه شبیه‌سازی بر اساس این ترتیب تصادفی شبیه‌سازی می‌شوند. مسیر یک طرفه بر اساس یک ساختار یک بعدی طراحی می‌شود و پیکسل‌های شبکه به صورت منظم شبیه‌سازی می‌شوند. در این روش در هر مرحله از شبیه‌سازی، پیکسل‌هایی که قرار است شبیه‌سازی شوند، مشخص هستند. مسیر یک طرفه معمولاً در الگوریتم‌های مبتنی بر الگو استفاده می‌شود.

۱-۴-۴ پیشامد داده‌ای

پیشامد داده‌ای^۳ مجموعه‌ای از پیکسل‌های معلوم در اطراف پیکسل بدون مقدار در شبکه شبیه‌سازی است که با بردارهای فاصله بین آنها و پیکسل بدون مقدار مشخص می‌شود. در شبیه‌سازی مبتنی بر الگو، پیشامد داده‌ای می‌تواند بخشی از یک الگوی شبیه‌سازی شده در شبکه نیز باشد.

۱-۴-۵ قالب جستجو^۴

قالب جستجو مجموعه‌ای از پیکسل‌هاست که به صورت منظم طراحی شده است و برای یافتن الگوهای مشابه در تصویر آموزشی استفاده می‌شود. این مفهوم معادل شعاع جستجوی همسایگی در روش‌های مبتنی بر واریوگرام است.

^۱ Simulation path

^۲ Unilateral

^۳ Data event

^۴ Template

۱-۴-۶ داده‌های سخت^۱ و نرم^۲ (ثانویه)

به طور کلی به داده‌هایی که حاصل از برداشت و یا اندازه‌گیری مستقیم یک متغیر باشند، داده‌های سخت گفته می‌شود. به عنوان مثال به داده‌های حاصل از چاه‌های اکتشافی که مستقیماً از اندازه‌گیری متغیر مورد نظر (عیار، تخلخل و...) بدست می‌آید، داده‌های سخت می‌گویند. در مقابل، داده‌های نرم حاصل از اندازه‌گیری‌های غیر مستقیم متغیر مورد نظر هستند. برای مثال به داده‌های حاصل از برداشت‌های ژئوفیزیکی که با تخمین و پردازش دیگر پارامترها (مانند سرعت موج) حاصل می‌شوند، داده‌های نرم می‌گویند.

۱-۵ اهداف رساله

همان طور که بیان شد، مدل‌سازی دقیق ساختارهای زیرسطحی همواره به عنوان یکی از چالش‌های جدی در حوزه علوم زمین به شمار می‌رود. به همین خاطر در این رساله با استفاده از رویکردهای مؤثری که در فصل سوم تشریح خواهند شد، الگوریتم پیشنهادی ارائه خواهد شد. به طور کلی اهداف اصلی این رساله را در موارد زیر می‌توان خلاصه کرد:

۱. کاهش زمان شبیه‌سازی بر اساس قابلیت‌های کلیدی تبدیل ویولت گسسته
۲. بهبود شرطی‌سازی داده‌های سخت بر اساس ترکیب اطلاعات حاصل از الگوها
۳. افزایش واقع‌گرایی فیزیکی تحقق‌ها با استفاده از کاهش ناپیوستگی‌های ساختاری
۴. مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی از نظر دقت و زمان شبیه‌سازی با دیگر الگوریتم‌های شناخته شده شبیه‌سازی چندنقطه‌ای

^۱ Hard Data (HD)

^۲ Soft (Secondary) Data (SD)

۱-۶ ساختار رساله

رساله حاضر در پنج فصل که شامل فصل‌های زیر است نوشته شده است:

فصل اول: مقدمه و کلیات مورد بررسی قرار گرفته است.

فصل دوم: در این فصل روش‌شناسی تحقیق در این رساله شرح داده می‌شود و شناخته‌شده‌ترین الگوریتم‌های شبیه‌سازی چندنقطه‌ای زمین‌آماري مرور خواهند شد.

فصل سوم: در این فصل الگوریتم پیشنهادی شبیه‌سازی چندنقطه‌ای در این رساله تشریح خواهد شد.

فصل چهارم: در این فصل نتایج مدل‌سازی عددی الگوریتم پیشنهادی در رساله ارائه خواهند شد. سپس عملکرد الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌های شناخته شده چندنقطه‌ای مقایسه می‌شود.

فصل پنجم: در این فصل نخست نتایج حاصل از تحقیق بیان می‌شوند و سپس پیشنهادهایی برای بهبود نتایج ارائه خواهند شد.

فصل دوم

مطالعه کارهای پیشین و روش شناسی

۲-۱ مقدمه

در این فصل مروری بر الگوریتم‌های شناخته‌شده شبیه‌سازی چندنقطه‌ای خواهد شد و با بیان تئوری‌های حاکم بر هر یک از آنها تا حدودی به بررسی ایده‌های اصلی، مزایا و محدودیت‌های عملی آنها پرداخته می‌شود. به طور کلی می‌توان الگوریتم‌های شبیه‌سازی چندنقطه‌ای را در سه گروه قرار داد. گروه اول الگوریتم‌های مبتنی بر پیکسل هستند که در هر مرحله از شبیه‌سازی یک پیکسل از شبکه را شبیه‌سازی می‌کنند. در گروه دوم الگوریتم‌های مبتنی بر الگو قرار دارند که به جای شبیه‌سازی یک پیکسل در هر گام، یک دسته پیکسل را در شبکه قرار می‌دهند. در گروه سوم که به الگوریتم‌های هیبریدی معروف هستند، شبکه شبیه‌سازی به بخش‌هایی تقسیم می‌شود. در این رویکرد فرایند شبیه‌سازی با توجه به ویژگی‌های هر بخش می‌تواند مبتنی بر پیکسل یا مبتنی بر الگو باشد.

۲-۲ الگوریتم‌های مبتنی بر پیکسل

۲-۲-۱ الگوریتم^۱ ENESIM

الگوریتم ENESIM اولین روشی است که ایده شبیه‌سازی چندنقطه‌ای را معرفی کرده است (Guardiano and Srivastava, 1993). این روش بر اساس توسعه مفهوم کریجینگ شاخص بنا شده است. این الگوریتم چندنقطه‌ای در هر پیکسل در حال بازدید، پیشامد داده‌ای را استخراج می‌کند و سپس تصویر آموزشی را برای شناسایی تمامی پیشامدها پیمایش می‌کند. سپس تابع احتمال توزیع شرطی^۲ برای تمامی پیشامدهای شناسایی شده، ایجاد می‌شود. در مرحله بعد یک نمونه از هیستوگرام تولید شده بیرون کشیده می‌شود و در شبکه شبیه‌سازی قرار داده می‌شود. یکی از مهم‌ترین نقاط ضعف این الگوریتم، پیمایش تصویر آموزشی

^۱ Extended Normal Equation Simulation (ENESIM)

^۲ Conditional Distribution Probability Function (cdf)

برای شبیه‌سازی هر پیکسل بازدید شده است که کارایی این الگوریتم را در شبکه‌های بزرگ غیر عملی می‌کند. این الگوریتم بعداً با الگوریتم SNESIM به کمک مفهوم درخت جستجو^۱ اصلاح شد.

۲-۲-۲ شبیه‌سازی چندنقطه‌ای آنیلینگ^۲

روش آنیلینگ یکی از روش‌های متداول در بهینه‌سازی است که برای یافتن نقطه کمینه سراسری^۳ استفاده می‌شود. الگوریتم با یک حدس اولیه شبیه‌سازی را شروع می‌کند. سپس با یک اغتشاش کوچک در مدل اولیه، مقدار انرژی محاسبه می‌شود. بر اساس یک احتمال این تبادل پذیرفته می‌شود. در این چارچوب، شبیه‌سازی بر اساس یک توزیع تصادفی فضایی در شبکه انجام می‌شود. داده‌های شرطی سخت نیز در مکان‌های مربوط در شبکه شبیه‌سازی قرار داده می‌شوند. سپس انرژی تحقق (انرژی سراسری) محاسبه می‌شود. آنگاه احتمال پذیرش یا رد محاسبه می‌شود و مقادیر جدید بر اساس آن، استفاده و یا نادیده گرفته می‌شوند. در نتیجه تابع هدف به‌روزرسانی می‌شود. این فرایند تا رسیدن به معیار از پیش تعریف شده برای پایان دادن به بهینه‌سازی ادامه می‌یابد. به هر حال روش شبیه‌سازی آنیلینگ روشی با سرعت شبیه‌سازی پایین است (Deutsch, 1992). از طرف دیگر تنظیم تعداد زیاد پارامترهای ورودی در این الگوریتم از دیگر نقاط ضعف این الگوریتم به شمار می‌آید. البته روشی موازی برای افزایش سرعت این الگوریتم معرفی شده است که نتوانست سرعت شبیه‌سازی الگوریتم مذکور را بهبود قابل توجهی بدهد (Peredo and Ortiz, 2011).

^۱ Search tree

^۲ Annealing

^۳ Global minimum point

۲-۲-۳ شبیه‌سازی چندنقطه‌ای شبکه‌های عصبی^۱

اولین کاربرد شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی زمین‌آماري چندنقطه‌ای در کارهای کرز^۲ و جورنل^۳ پیشنهاد شده است (Caers and Journel, 1998). در این روش شبکه با استفاده از تصویر آموزشی برای تعیین احتمالات شرطی محلی آموزش داده می‌شود. در واقع در مرحله یادگیری آماره‌های تصویر آموزشی برای تنظیم پارامترهای شبکه استفاده می‌شوند. سپس بر اساس یک قالب همسایگی تمام مقادیر همسایگی چندنقطه‌ای توسط شبکه به یک خروجی یک بعدی تبدیل می‌شود؛ که بیان‌گر احتمال شرطی پیکسل مرکزی قالب است. در مرحله یادگیری، آماره‌های تصویر آموزشی برای تنظیم پارامترهای شبکه استفاده می‌شوند. در این روش نیز مانند روش آنیلینگ، شبیه‌سازی با استفاده از داده‌های اولیه تصادفی شروع می‌شود. سپس یک مسیر تصادفی نیز انتخاب و در هر مکان u ، احتمال شرطی متغیر $Z(u)$ از طریق شبکه عصبی آموزش داده شده بازیابی می‌شود. فرایند تا رسیدن به شرط همگرایی در شبکه ادامه می‌یابد. در این روش شبیه‌سازی امکان تلفیق داده‌های نرم (داده‌های لرزه) برای مدل‌سازی مخزن نیز فراهم شده است (Caers and Ma, 2002). شبیه‌سازی مبتنی بر شبکه‌های عصبی شامل پیچیدگی‌های عملی است. به عنوان مثال طراحی یک شبکه شامل تعداد گره‌ها (عصب‌ها)، تعداد لایه‌های پنهان، ورودی‌ها و نحوه ایجاد ارتباط بین این پارامترهاست. روشن است که تعیین دقیق هر کدام از این پارامترها برای ایجاد یک مدل مؤثر بر پیچیدگی‌های این روش اضافه می‌کند.

^۱ Neural networks

^۲ Caers

^۳ Journel

۲-۲-۴ الگوریتم SNESIM

استربل^۱ یک الگوریتم بهبودیافته چندنقطه‌ای بر اساس الگوریتم اولیه و معادلات نرمال واحد به نام SNESIM معرفی کرده است که برای شبیه‌سازی متغیرهای گسسته طراحی شده است (Strebbelle, 2002). رویکرد SNESIM بر اساس استنتاج آمارها از تصویر آموزشی بر اساس تابع توزیع احتمال شرطی متغیر تصادفی در اطراف نقاط شرطی است. به منظور کاهش پیچیدگی‌های محاسبات احتمالات شرطی، به جای پیمایش تصویر آموزشی برای هر داده شرطی^۲ در قالب جستجو، تمامی احتمالات شرطی صرفاً یک‌بار و قبل از شروع شبیه‌سازی از تصویر آموزشی استخراج می‌شوند. احتمالات شرطی در یک الگو به نام درخت جستجو ذخیره می‌شوند. ذخیره‌سازی الگوها در درخت جستجو موجب افزایش سرعت بازیابی احتمالات شرطی در حین شبیه‌سازی می‌شود. همچنین این الگوریتم از شبکه‌های چندگانه برای بهبود بازتولید ساختارها استفاده می‌کند (Tran, 1994). در این روش ابتدا چند پیکسل که تلقی از ساختارهای بزرگ مقیاس هستند در شبکه شبیه‌سازی قرا داده می‌شوند و سپس جزئیات یا ساختارهای کوچک مقیاس شبیه‌سازی می‌شوند.

یکی از مشکلات الگوریتم SNESIM تمایل به تولید به شدت پیوسته الگوها و ساختارهای بزرگ است. این الگوریتم همچنین تنها برای متغیرهای گسسته طراحی شده است. الگوریتم حاضر در مواجهه با حوزه‌های وسیع که دارای میلیون‌ها پیکسل در شبکه شبیه‌سازی هستند، الگوریتمی با سرعت شبیه‌سازی پایین به شمار می‌رود. نسخه‌های بهبود یافته‌ای برای افزایش سرعت این الگوریتم پیشنهاد شده است. همچنین به تازگی روشی جدید بر اساس هیبرید این روش با روش CCSIM پیشنهاد شده است (Tahmasebi, 2017). استرابهار^۳ و همکاران روشی بر اساس الگوریتم SNESIM و مبتنی بر ترکیب لیست

^۱ Strebbelle

^۲ Conditional data

^۳ Straubhaar

و درخت جستجو برای بازیابی احتمالات شرطی به نام IMPALA پیشنهاد داده‌اند (Straubhaar et al., 2011). در این روش از ساختار لیست و درخت برای کاهش حجم حافظه برای ذخیره‌سازی الگوهای تصویر آموزشی و تسریع بازیابی الگوها استفاده می‌شود.

۲-۲-۵ الگوریتم نمونه‌برداری مستقیم^۱ DS

الگوریتم نمونه‌برداری مستقیم بر اساس پیمایش تمام یا بخشی از تصویر آموزشی و یافتن الگوی مناسب بر اساس حد آستانه‌ای مشخص عمل می‌کند (Mariethoz et al., 2010). از آنجا که تصویر آموزشی برای شبیه‌سازی هر پیکسل پیمایش می‌شود، نیازی به ذخیره‌سازی الگوها و ایجاد بانک داده نیست. مانند روش -های مبتنی بر الگو، این روش از یک تابع فاصله برای یافتن نزدیک‌ترین الگو در تصویر آموزشی استفاده می‌کند. روش مذکور می‌تواند برای شبیه‌سازی متغیرهای گسسته و پیوسته استفاده شود. فرایند شبیه‌سازی بدین صورت است که الگوریتم DS بر اساس یک شعاع جستجو در شبکه شبیه‌سازی یک پیشامد داده‌ای را مشخص می‌کند. سپس شباهت (فاصله) بین پیشامد داده‌ای با الگوهای مشابه در تصویر آموزشی بر اساس یک نسبت پیمایش در تصویر آموزشی محاسبه می‌شود. پس از یافتن اولین الگوی مطلوب بر اساس یک حد آستانه‌ای فاصله، مقدار پیکسل متناظر در آن الگو در شبکه قرار داده می‌شود. چنان‌چه الگویی بر اساس حد آستانه‌ای فاصله یافت نشد، الگوریتم نزدیک‌ترین الگو بر اساس فاصله را در شبکه شبیه‌سازی قرار می‌دهد. رضایی و همکاران نسخه‌ای (Bunch Pasting-DS) مبتنی بر الگو برای الگوریتم نمونه‌برداری مستقیم ارائه داده‌اند؛ که به جای شبیه‌سازی یک پیکسل در هر مرحله از شبیه‌سازی قادر است مجموعه‌ای از پیکسل‌های اطراف الگوی مطلوب را از تصویر آموزشی استخراج کرده و در شبکه شبیه‌سازی قرار دهد

^۱ Direct Sampling (DS)

(Rezaee et al., 2013). این الگوریتم تا حدود زیادی سرعت شبیه‌سازی الگوریتم نمونه‌برداری مستقیم را بهبود بخشیده است. به هر حال با افزایش ابعاد دسته گره^۱ تعداد ناپیوستگی‌ها در تحقق افزایش می‌یابد.

۲-۳ الگوریتم‌های مبتنی بر الگو

۲-۳-۱ الگوریتم SIMPAT

اولین الگوریتم مبتنی بر الگو توسط آرپات^۲ و کرز به نام SIMPAT معرفی شد (Arpat and Caers, 2007). در این روش احتمالات شرطی با مفهومی به نام فاصله بین پیشامد داده‌ای و الگوهای تصویر آموزشی برای یافتن شبیه‌ترین الگو جایگزین شد. پایگاه داده الگوها با استفاده از پیمایش تصویر آموزشی ساخته می‌شود. سپس در هر پیکسل شبکه شبیه‌سازی الگوریتم به جستجوی بهترین الگوی مطابق با پیشامد داده‌ای در پایگاه داده الگوها می‌گردد. با وجود بهبود پیوستگی ساختارها در الگوریتم SIMPAT، سرعت پایین این الگوریتم یکی از محدودیت‌های جدی آن محسوب می‌شود. علاوه بر این با توجه به جستجوی بهترین الگو در شبکه شبیه‌سازی، تحقق‌های حاصل از این روش بسیار شبیه به تصویر آموزشی هستند؛ که این موضوع می‌تواند در ارزیابی عدم قطعیت مهم به نظر آید.

هنرخواه و کرز الگوریتمی به نام DISPAT برای افزایش سرعت شبیه‌سازی الگوریتم SIMPAT بر اساس محاسبه فاصله بین الگوها در فضای چند بعدی پیشنهاد داده‌اند (Honarkhah and Caers, 2010). در این روش پس از استخراج الگوها از تصویر آموزشی، فواصل بین الگوها در یک ماتریس ذخیره می‌شوند. سپس با استفاده از الگوریتم k -means، الگوها خوشه‌بندی می‌شوند. نشان دسته^۳ هر خوشه مشخص می‌شود و انتخاب الگوی مطلوب بر اساس انتخاب تصادفی یک الگو از نزدیک‌ترین نشان دسته به پیشامد داده‌ای

^۱ Bunch

^۲ Arpat

^۳ Prototype

صورت می‌گیرد. با وجود بهبود زمان شبیه‌سازی، ناپیوستگی‌های قابل توجهی در تحقق‌های حاصل از الگوریتم DIAPAT مشاهده می‌شوند.

گاردت^۱ و همکاران روش بهبودیافته دیگری بر اساس الگوریتم SIMPAT پیشنهاد داده‌اند که زمان شبیه‌سازی را تا حدودی کاهش داده است (Gardet et al., 2016). در این روش به منظور کاهش زمان شبیه‌سازی و سرعت بازیابی الگوها، تنها بخشی از تصویر آموزشی برای استخراج الگوها پیمایش می‌شود. سپس الگوهای استخراج شده بر اساس الگوریتم خوشه‌بندی k -means خلاصه‌سازی می‌شوند. آنگاه نشان دسته هر خوشه تعیین می‌شود و فواصل بین نشان دسته خوشه‌ها بر اساس تابع فاصله‌ای که هنرخواه و کرز پیشنهاد داده‌اند، محاسبه می‌شود. برای یافتن شبیه‌ترین الگو، فاصله پیشامد داده‌ای و نشان دسته هر خوشه محاسبه می‌شود و پس از آن جستجو در خوشه مورد نظر برای یافته نزدیک‌ترین الگو آغاز می‌شود. هر چند تا حدود زیادی سرعت شبیه‌سازی الگوریتم SIMPAT با استفاده از این رویکرد افزایش پیدا کرده است ولی همچنان به عنوان روشی زمان‌بر تلقی می‌شود.

نادری و همکاران الگوریتم شبیه‌سازی غیرشرطی مبتنی بر الگویی ارائه داده‌اند که مشابه الگوریتم SIMPAT فاصله شباهت بین الگوها را با استفاده از فاصله منتهن^۲ محاسبه می‌کند (Naderi et al., 2019). در الگوریتم آنها برای محاسبه فاصله شباهت بین الگوها در تصویر آموزشی و پیشامد داده‌ای، تنها از لبه‌های الگو استفاده می‌شود. بنابراین به جای ذخیره‌سازی تمامی پیکسل‌های الگوهای مستخرج از تصویر آموزشی، فقط لبه‌های هر الگو ذخیره و بر اساس الگوریتم k -means خوشه‌بندی می‌شود. سپس جستجو برای الگوی مطلوب بر اساس لبه‌های پیشامد داده‌ای در تصویر آموزشی و فاصله این لبه با نشان دسته الگوها در پایگاه داده‌ای الگوها انجام می‌شود. همان طور که بیان شد این الگوریتم صرفاً برای انجام شبیه‌سازی غیر شرطی

^۱ Gardet

^۲ Manhattan

طراحی شده است؛ بنابر این عملاً در حوزه علوم زمین با توجه به انواع داده‌های شرطی سخت و نرم کارایی قابل ملاحظه‌ای ندارد.

۲-۳-۲ الگوریتم FILTERSIM

به دلیل سرعت پایین محاسباتی الگوریتم SIMPAT روشی مبتنی بر فیلتر توسط ژانگ^۱ و همکاران به نام FILTERSIM معرفی شد (Zhang et al., 2006). در این روش فاصله بین الگوهای تصویر آموزشی و پیشامد داده‌ای در یک فضای کاهش ابعاد یافته محاسبه می‌شود. برای کاهش ابعاد و پیچیدگی‌های فضایی الگوها از یک سری فیلترهای از پیش تعریف شده استفاده می‌شود. سپس الگوهای فیلتر شده بر اساس شباهت خوشه‌بندی می‌شوند. برای شناسایی هر خوشه یک نشان دسته معرفی می‌شود؛ که معیار مقایسه الگوهای تصویر آموزشی و پیشامد داده‌ای است. پس از یافتن شبیه‌ترین نشان دسته، یک الگو از آن خوشه به تصادف انتخاب می‌شود. مهم‌ترین محدودیت الگوریتم FILTERSIM استفاده از یک سری فیلتر محدود از پیش تعریف شده است؛ که نمی‌تواند اطلاعات و تغییرپذیری‌های مهم را به شکل مناسبی از الگوها استخراج کند.

عبداللهی فرد و فائز روشی بر مبنای مدل ترکیبی بیزین برای شبیه‌سازی الگوها معرفی کرده‌اند که به جای استفاده از فیلترهای خطی، از ترکیب فیلترهای غیرخطی برای ساخت مدل استفاده می‌کند (Abdollahifard and Faez, 2013). در این روش فیلترها برای هر تصویر آموزشی در حین شبیه‌سازی طراحی می‌شوند و نیاز به تعداد خوشه‌های زیاد برای کلاسه‌بندی الگوها وجود ندارد. زمان و دقت محاسباتی در این روش نسبت به FILTERSIM تا حدود زیادی بهبود یافته است.

^۱ Zhang

۲-۳-۳ الگوریتم‌های مبتنی بر ویولت

استفاده از تبدیل ویولت گسسته در شبیه‌سازی چندنقطه‌ای اولین بار توسط گلوآگوئن و دیمیتروکوپولوس پیشنهاد شده است (Gloaguen and Dimitrakopoulos, 2009). هدف از این الگوریتم، بکارگیری داده‌های نرم یا ثانویه برای شبیه‌سازی داده‌های اولیه است. الگوریتم مبتنی بر ویولت آنها چهار گام اساسی دارد:

- قرار دادن داده‌های سخت در شبکه بزرگ مقیاس که داده‌های ثانویه در آن قرار دارند
- شبیه‌سازی داده‌های اولیه با استفاده از داده‌های ثانویه در مقیاس داده ثانویه بر اساس الگوریتم شبیه‌سازی توام پی‌درپی گاوسی
- شبیه‌سازی زیرباندهای ویولت در همان سطح و در سطوح با مقیاس کوچک‌تر با استفاده از الگوریتم تطبیق الگو
- بازگشت از فضای ویولت به فضای مکان با استفاده از ضرایب ویولت و تبدیل معکوس ویولت

در این الگوریتم نخست داده‌های سخت در شبکه بزرگ مقیاس داده‌های نرم قرار می‌گیرند. سپس با استفاده از الگوریتم شبیه‌سازی توام پی‌درپی گاوسی داده‌های سخت در شبکه بزرگ مقیاس شبیه‌سازی می‌شوند. آنگاه بر اساس یک قالب جستجو الگوها در ضرایب تقریبی و زیر باندهای ویولت تصویر آموزشی در یک سطح تجزیه معادل مقیاس بزرگ استخراج می‌شوند. سپس یک پایگاه داده‌ای از زیرباند تقریبی و جزئیات ضرایب ویولت تصویر آموزشی تشکیل می‌شود. در ادامه بر اساس یک الگوریتم تطبیق الگو و محاسبه فاصله شباهت در نقاط شرطی در شبکه شبیه‌سازی شده بزرگ مقیاس، الگوی مناسب از پایگاه داده‌ای الگوها استخراج می‌شود. در نهایت با استفاده از ضرایب جزئیات الگوی انتخاب شده و تبدیل معکوس ویولت فرایند بازسازی شبکه شبیه‌سازی داده‌های سخت بزرگ مقیاس شروع شده و تا رسیدن داده‌ها به حوزه مکان ادامه می‌یابد.

چاترجی و دیمیتروکوپولوس نیز الگوریتمی بر اساس همین چارچوب توسعه داده‌اند که قادر به شبیه‌سازی تصاویر آموزشی سه‌بعدی نیز است (Chatterjee and Dimitrakopoulos, 2012). علاوه بر این آنها به منظور افزایش سرعت شبیه‌سازی الگوریتم مذکور نسخه‌ای تسریع یافته‌ای از آن ارائه داده‌اند که الگوهای استخراج شده از زیرباند تقریبی ضرایب ویولت تصویر آموزشی را بر اساس الگوریتم k -means خوشه‌بندی کرده و برای هر خوشه یک نشان دسته مشخص می‌کند (Chatterjee et al., 2016) یافتن الگوی مطلوب از میان الگوهای خوشه‌بندی و نشان دسته هر خوشه، به مراتب زمان شبیه‌سازی را در این نسخه بهبود یافته از الگوریتم مبتنی بر تبدیل ویولت گسسته کاهش می‌دهد. همچنین در الگوریتم مذکور برای تعیین سطح بهینه تبدیل ویولت گسسته از روشی مبتنی بر تجزیه مقدار منفرد^۱ استفاده می‌شود.

مصطفی و همکاران الگوریتم دیگری مبتنی بر تبدیل ویولت گسسته معرفی کرده‌اند که یک نسخه بهبود یافته از الگوریتم FILTERSIM است. در این الگوریتم تبدیل ویولت گسسته جایگزین فیلترهایی می‌شود که برای استخراج ویژگی و کاهش ابعاد الگوها در الگوریتم FILTERSISM استفاده می‌شوند (Mustapha et al., 2013). به طور دقیق‌تر، نخست توسط یک قالب جستجو تمامی الگوهای موجود در تصویر آموزشی استخراج می‌شوند. سپس برای کاهش پیچیدگی‌های محاسباتی، تبدیل ویولت گسسته این الگوها محاسبه شده و بر اساس الگوریتم k -means الگوهای تبدیل یافته، خوشه‌بندی می‌شوند. الگوهای هر خوشه بر اساس یک نشان دسته در هر خوشه مشخص می‌شوند. پس از استخراج پیشامد داده‌ای در شبکه شبیه‌سازی، فاصله این الگو با نشان دسته خوشه‌ها محاسبه شده و نزدیک‌ترین خوشه انتخاب می‌شود. سپس یک الگو به تصادف از آن خوشه انتخاب شده و در شبکه قرار داده می‌شود. با وجود افزایش سرعت شبیه‌سازی

^۱ Singular Value Decomposition (SVD)

نسبت به الگوریتم FILTERSIM، ناپیوستگی‌های ساختاری فراوانی در تحقق‌های این الگوریتم به چشم می‌خورند.

چاترجی^۱ و همکاران الگوریتم مشابهی با این الگوریتم به نام *wavesim* ارائه کردند که به جای انتخاب تصادفی یک الگو از نشان دسته شبیه‌ترین خوشه، این الگو بر اساس تابع توزیع تجمعی شرطی انتخاب می‌شود (Chatterjee et al., 2012). در این الگوریتم پس از محاسبه فاصله اقلیدوسی بین پیشامد داده‌ای در شبکه و نشان دسته خوشه‌ها بر اساس ضرایب تقریبی ویولت، نزدیک‌ترین خوشه به پیشامد داده‌ای انتخاب می‌شود. آنگاه برای هر خوشه تابع توزیع تجمعی محاسبه می‌شود. بدین ترتیب احتمال پیشامد یک رخساره خاص در پیکسل مرکزی هر الگو در آن خوشه محاسبه شده و سپس بر اساس احتمال توزیع شرطی یک الگو از آن خوشه انتخاب می‌شود.

۲-۳-۴ الگوریتم CCSIM^۲

الگوریتم CCSIM یک الگوریتم مبتنی بر نمونه‌برداری مستقیم است که نیاز به ذخیره‌سازی الگوها و ایجاد پایگاه داده‌ای الگوها ندارد (Tahmasebi et al., 2012). در این الگوریتم فاصله شباهت بین الگوها در شبکه شبیه‌سازی و تصویر آموزشی با استفاده از تابع همبستگی^۳ متقابل محاسبه می‌شود. به منظور بهبود سرعت و همچنین شرطی‌سازی نسخه توسعه‌یافته‌ای از این الگوریتم به نام MS-CCSIM معرفی شده است (Tahmasebi et al., 2014). در این الگوریتم از جستجوی چندمقیاسی^۴ به منظور بهبود سرعت شبیه‌سازی استفاده شده است. اگر چه با بهره‌گیری از رویکرد جستجوی چندمقیاسی راندمان محاسباتی بهبود یافته است، ولی ناپیوستگی‌های ساختاری در تحقق‌های این الگوریتم دیده می‌شود. به همین دلیل نسخه‌های

^۱ Chatterjee

^۲ Cross Correlation SIMulation (CCSIM)

^۳ Cross Correlation Function (CCF)

^۴ Multi-Scale (MS)

متعددی از این الگوریتم به منظور بهبود دقت شبیه‌سازی بر اساس رویکرد برش مرزی^۱ ارائه شده‌اند؛ که تا حدودی دقت شبیه‌سازی را بهبود بخشیده‌اند (Kalantari and Abdollahifard, 2016; Yang *et al.*, 2016).

الگوریتم‌های مشابه دیگری بر اساس الگوریتم CCSIM توسعه داده شده‌اند که برای افزایش بهبود شرطی‌سازی و پیوستگی ساختارها به جای استفاده از یک تصویر آموزشی از چندین تصویر آموزشی استفاده می‌کنند. در این الگوریتم‌ها چنانچه الگوریتم الگوی مطلوب را در تصویر آموزشی اصلی پیدا نکند در دیگر تصاویر آموزشی که از طریق شبیه‌سازی غیر شرطی تصویر آموزشی اصلی تولید شده‌اند، به جستجوی الگوی مورد نظر می‌پردازد (Rezaee *et al.*, 2015; Abdollahifard, 2016). هرچند استفاده از چندین تصویر آموزشی تا حدودی دقت شرطی‌سازی را بهبود می‌بخشد ولی موجب افزایش زمان انجام شبیه‌سازی می‌شود.

۲-۴ الگوریتم هیبریدی HYPPS^۲

الگوریتم HYPPS تلفیقی از الگوریتم‌های مبتنی بر پیکسل و الگو است که به منظور بهبود شرطی‌سازی داده‌های سخت در شبکه شبیه‌سازی ارائه شده است (Tahmasebi, 2017). در این الگوریتم شبکه شبیه‌سازی به نواحی با داده سخت و بدون داده سخت تقسیم می‌شود. در نواحی اطراف داده‌های شرطی الگوریتم SNESIM به عنوان یک الگوریتم مبتنی بر پیکسل، برای شبیه‌سازی پیکسل‌های شبکه استفاده می‌شود و در نواحی بدون داده‌های سخت از الگوریتم CCSIM به عنوان یک الگوریتم مبتنی بر الگو برای شبیه‌سازی غیر شرطی استفاده می‌شود. در این روش شرطی‌سازی داده‌های سخت بهبود یافته‌است ولی به دلیل استفاده از الگوریتم SNESIM تا حدودی زمان شبیه‌سازی افزایش یافته است.

^۱ Boundary cutting

^۲ Hybrid Patch and Pixel based Simulation (HYPPS)

در فصل بعدی الگوریتم پیشنهادی در رساله تشریح می‌شود. این الگوریتم یک نسخه توسعه‌یافته از الگوریتم CCSIM است. از مهم‌ترین دلایلی که موجب شده است تا الگوریتم مذکور برای توسعه و بهبود در این رساله استفاده شود را در موارد زیر می‌توان خلاصه کرد:

- الگوریتم CCSIM یک الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه‌برداری مستقیم است که نیاز به پایگاه داده‌ای الگو برای ذخیره‌سازی الگوها ندارد. بنابر این در الگوریتم مذکور نیاز به حجم حافظه بالا برای ذخیره‌سازی الگوها نیست.
- الگوریتم CCSIM از تابع همبستگی متقابل برای محاسبه فاصله شباهت بین الگوها استفاده می‌کند. تابع مذکور نسبت به دیگر معیارهای محاسبه فاصله (اقلیدوسی، منهتن) که در الگوریتم DS استفاده می‌شود، از سرعت و دقت بالاتری برخوردار است. بنابر این زمان شبیه‌سازی با الگوریتم CCSIM نسبت به دیگر الگوریتم نمونه‌برداری مستقیم (DS) به طور قابل ملاحظه‌ای کمتر است.
- الگوریتم CCSIM برخلاف الگوریتم DS یک الگوریتم مبتنی بر الگو است و سرعت شبیه‌سازی بالاتری نسبت به الگوریتم DS دارد. به طوری که در هر تکرار شبیه‌سازی به جای یک پیکسل، مجموعه‌ای از پیکسل‌ها در شبکه قرار داده می‌شوند.
- با توجه به اینکه الگوریتم DS که یک الگوریتم مبتنی بر پیکسل است و پیکسل‌ها در آن بر اساس یک بردار فاصله و نه بر اساس یک الگو مشخص می‌شوند، امکان بکارگیری تبدیل ویولت گسسته که عملاً برای تبدیل و یا تجزیه الگوها استفاده می‌شود، وجود ندارد. به همین منظور الگوریتم CCSIM که یک الگوریتم نمونه‌برداری مستقیم مبتنی بر الگوست، انتخاب شده است.

فصل سوم

ارائه الگوریتم پیشنهادی (*CCWSIM*)

۳-۱ مقدمه

در این فصل رویکرد الگوریتم پیشنهادی در رساله بیان خواهد شد. نخست مفاهیم اساسی مربوط به تبدیل ویولت گسسته تشریح می‌شوند و سپس جنبه‌های کاربردی آن در الگوریتم پیشنهادی تشریح خواهد شد. از آنجاکه الگوریتم پیشنهادی یک نسخه توسعه‌یافته از الگوریتم CCSIM است، مفهوم تابع همبستگی متقابل و نقش آن در محاسبه فاصله شباهت بین الگوها نیز بررسی خواهد شد. در انتها با استفاده از رویکرد ترکیب اطلاعات روشی بر اساس میانگین وزن‌دار ترتیبی^۱ برای بهبود دقت شرطی‌سازی داده‌های سخت در الگوریتم پیشنهادی ارائه خواهد شد.

۳-۲ تبدیل ویولت گسسته

تبدیل (تجزیه) ویولت گسسته یکی از تبدیلات موثر در حوزه پردازش تصاویر دیجیتال است که می‌تواند اطلاعات حاصل از پدیده‌های فیزیکی تحت مطالعه را از حوزه مکان (زمان)-شدت به حوزه مکان (زمان)-فرکانس منتقل کند (Mallat, 1989). به بیان دیگر، تبدیل ویولت اطلاعات مکانی-فرکانسی را از سیگنال‌های یک و یا دو بعدی مانند تصاویر استخراج می‌کند (Kumar and Foufoula-Georgiou, 1997). مراحل تبدیل ویولت گسسته شامل تجزیه یک سیگنال با استفاده از تابع ویولت انتقال‌داده متسع^۲ (تابع مادر^۳) ψ^B و تابع مقیاس^۴ ϕ^{LL} است (Daubechies, 1992; Fan and Xia, 2003). یکی از ویژگی‌های کلیدی تبدیل ویولت گسسته، تجزیه چند وضوحی^۵ است. به بیان ساده، اطلاعات حاصل از تجزیه ویولت گسسته می‌توانند در وضوح‌های مختلف قابل مشاهده باشند. اگر $TI(x, y)$ یک تصویر دو بعدی با ابعاد $N \times N$ در نظر گرفته

^۱ Ordered Weighted Averaging (OWA)^۲ Dilated^۳ Mother wavelet^۴ Scaling function^۵ Multiresolution

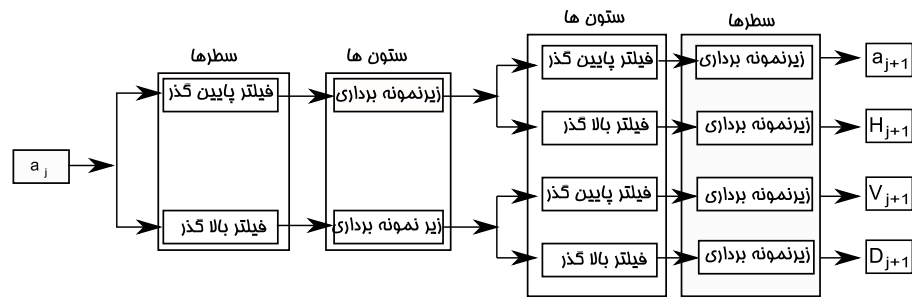
شود، تبدیل ویولت گسسته در سطح تجزیه j ($j = 1, 2, \dots, J$) با استفاده از رابطه (۳-۱) تعریف می‌شود
(Crouse et al., 1998; Fan and Xia, 2003):

$$TI(x, y) = \sum_{k,i=0}^{N_j-1} a_{j,k,i}^k \phi_{j,k,i}^{LL}(x, y) + \sum_{B=\{H,V,D\}} \sum_{j=1}^J \sum_{k,i=0}^{N_j-1} Z_{j,k,i}^B \psi_{j,k,i}^B(x, y) \quad (۳-۱)$$

به طوری که در این رابطه، ϕ^{LL} و ψ^B به ترتیب ویولت مادر (به طوری که $B = \{H, V, D\}$) و تابع مقیاس، $a_{j,k,i}$ ضرایب تقریبی تبدیل ویولت گسسته و $Z_{j,k,i}^B$ ضرایب جزئیات در سطح تجزیه j ام در راستای افقی (H)، قائم (V) و قطری (D) هستند.

محاسبه تبدیل ویولت گسسته دو بعدی بر روی هر تصویر دارای چهار مرحله اصلی است. در مرحله اول، سطرهای تصویر با فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر تجزیه می‌شوند. سپس ستون‌های تصویر فیلترشده حاصل زیرنمونه‌برداری^۱ می‌شوند. در گام بعدی، ستون‌های تصویر حاصل شده با استفاده از همان فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر تجزیه می‌شوند. در مرحله آخر، مجدداً از سطرهای تصاویر حاصل زیرنمونه‌برداری می‌شود. در نتیجه این مراحل فیلترینگ بر روی تصویر، پس از هر مرحله تبدیل ویولت گسسته، یک زیرباند غیرجهتی فرکانس پایین و سه زیرباند جهتی فرکانس بالا در جهات افقی، قائم و قطری بدست می‌آید. به ضرایب زیرباند فرکانس پایین، ضرایب تقریبی و به ضرایب جهتی فرکانس بالا، ضرایب جزئیات گفته می‌شود (Mallat, 1989). مطابق با سطح تجزیه مورد نظر، فرایند تجزیه ویولت گسسته برای سطح بعدی تجزیه، با استفاده از ضرایب تقریبی تولید شده در هر مرحله از تجزیه ویولت انجام می‌شود. مراحل محاسبه یک سطح تبدیل ویولت گسسته و ضرایب فرکانسی حاصل در شکل (۳-۱) نشان داده شده است.

^۱ Downsampling



شکل (۳-۱) یک مرحله تبدیل ویولت گسسته بر روی تصویر و ضرایب تقریبی و جزئیات حاصل از تجزیه (Mallat, 1989) تبدیل ویولت گسسته به عنوان یک تبدیل کارآمد در حوزه پردازش تصویر، دارای قابلیت‌ها و کاربردهای مختلفی است؛ ولی ویژگی‌های برجسته‌ای که موجب شده است در این رساله از تبدیل ویولت گسسته برای بهبود الگوریتم شبیه‌سازی چندنقطه‌ای زمین‌آماري استفاده شود را می‌توان به موارد آتی خلاصه کرد: (۱) وجود ضرایب تقریبی که نه تنها حاوی میانگین اطلاعات تصویر اولیه هستند بلکه مهم‌ترین تغییرپذیری‌ها را شامل می‌شوند؛ (۲) امکان تجزیه چند وضوحی با توجه به ابعاد تصویر و (۳) توانایی انتقال اطلاعات از حوزه مکان-فرکانس به حوزه مکان-شدت با استفاده از تبدیل معکوس ویولت گسسته بدون از دست دادن اطلاعات (Mallat, 1999). در ادامه هر کدام از این ویژگی‌ها مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

۳-۲-۱ ضرایب تقریبی ویولت

همان‌طور که بیان شد، بعد از هر مرحله تبدیل ویولت گسسته دو بعدی، چهار زیرباند فرکانسی حاصل می‌شوند. هر کدام از این زیرباندها، با توجه به سطح تجزیه، $\frac{1}{4J}$ (J، سطح تجزیه) ابعاد تصویر اولیه را دارند. زیرباند فرکانس پایین حاصل از تبدیل ویولت گسسته یا همان ضرایب تقریبی ویولت نه تنها حاوی میانگین اطلاعات تصویر اولیه است بلکه مهم‌ترین تغییرپذیری‌های تصویر اولیه را استخراج می‌کند. نکته بسیار مهمی که در اینجا باید به آن اشاره شود این است که بعد از هر مرحله تبدیل ویولت گسسته سه چهارم جزئیات (اطلاعات فرکانس بالا) هر تصویر از بین خواهد رفت. البته با توجه به توانایی ذاتی تبدیل ویولت گسسته در استخراج ویژگی، الگوها و تغییرپذیری‌های مهم به شکل قابل قبولی در قالب اطلاعات فرکانس پایین (ضرایب

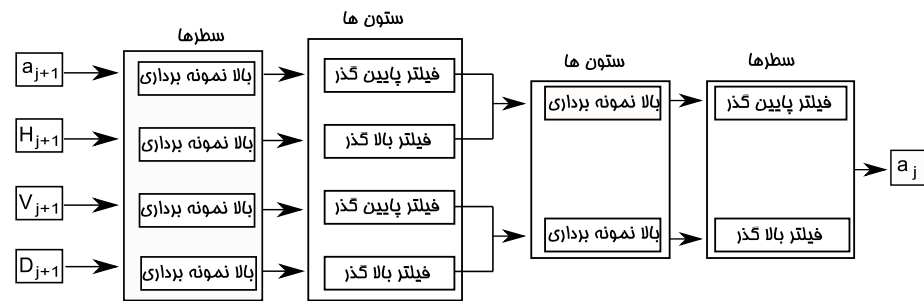
تقریبی) حفظ می‌شوند. به بیان دیگر، ضرایب تقریبی مهم‌ترین تغییرپذیری‌ها را از تصویر در هر سطح از تجزیه استخراج می‌کنند (Crouse et al., 1998; Mallat, 1999). بنابراین، استفاده از ضرایب تقریبی با توجه به قابلیت‌های آنها در استخراج ویژگی و همچنین ابعاد کاهش یافته آنها می‌توانند به طور چشم‌گیری موجب افزایش سرعت شبیه‌سازی در مسائل مختلف شوند.

۳-۲-۲ تجزیه چندوضوحی

برای دستیابی به یک سطح تجزیه خاص به منظور استخراج ویژگی‌های یک تصویر، سطوح تجزیه ویولت گسسته می‌تواند با توجه به ابعاد و مقیاس ویژگی‌های تصویر تا سطح تجزیه مورد نظر افزایش یابد. بنابراین، در مسائل مربوط به حوزه علوم زمین که معمولاً متخصصان با حجم بالایی از اطلاعات حاصل از منابع مختلف مواجه هستند، این ویژگی می‌تواند برای افزایش سرعت محاسبات بسیار کارگشا باشد.

۳-۲-۳ تبدیل معکوس ویولت گسسته

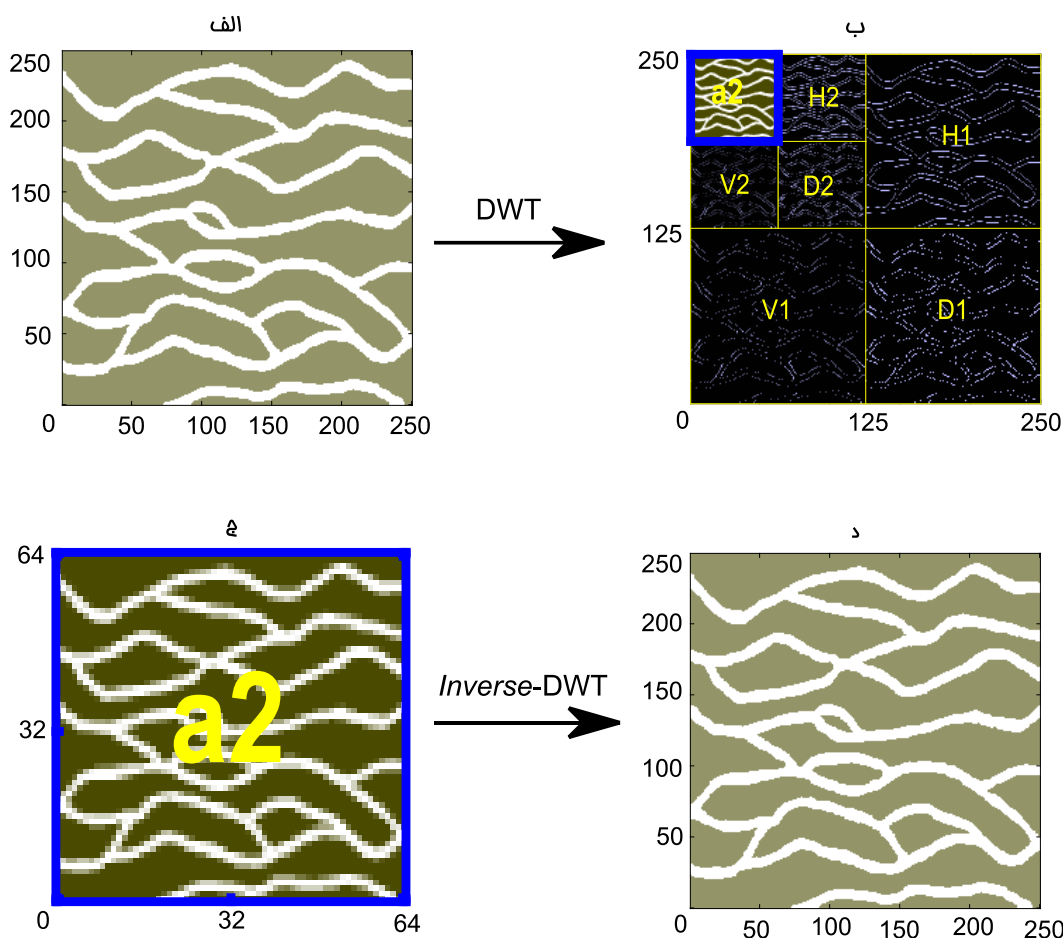
به عنوان یک ویژگی کلیدی دیگر از تبدیل ویولت گسسته می‌توان به تبدیل معکوس ویولت گسسته اشاره کرد. این تبدیل معکوس، انتقال از فضای فرکانس به فضای مکان را در هر مرحله از تبدیل ویولت فراهم می‌آورد. در واقع، وجود فیلترهای دو طرفه در تبدیل ویولت گسسته موجب می‌شوند که در هر مرحله از تبدیل ویولت بتوان تصویر اولیه را بدون از دست دادن اطلاعات بازسازی کرد. برای این منظور تبدیل معکوس ویولت، تصویر اولیه را با استفاده از ضرایب تقریبی و جزئیات بازسازی می‌کند. فرایند بازسازی تصویر اولیه با استفاده از ضرایب تقریبی و جزئیات با تبدیل معکوس ویولت گسسته در سطح تجزیه اول در شکل (۳-۲) نشان داده شده است.



شکل (۳-۲) بازسازی تصویر اولیه با استفاده از تبدیل معکوس ویولت گسسته و ضرایب تقریبی و جزئیات (Mallat, 1989) برای روشن تر شدن ویژگی های بیان شده از تبدیل ویولت گسسته، دو مرحله تبدیل ویولت گسسته برای یک تصویر دو بعدی با ابعاد 250×250 پیکسل انجام شده است و ضرایب تقریبی و جزئیات حاصل از تبدیل ویولت در شکل (۳-۳) نشان داده شده است. همچنین در این شکل بازسازی تصویر اولیه با استفاده از تبدیل معکوس ویولت گسسته نشان داده شده است. همان طور که از این شکل پیداست، تبدیل معکوس ویولت گسسته، تصویر اولیه را با استفاده از زیرباندهای تقریبی و جزئیات به طور کامل بازسازی کرده است.

۳-۳ الگوریتم پیشنهادی CCWSIM

در رساله حاضر، یک نسخه توسعه یافته از الگوریتم چندنقطه ای CCSIM پیشنهاد شده است. از آنجا که الگوریتم پیشنهادی از تبدیل ویولت گسسته برای بهبود الگوریتم مذکور استفاده می کند، الگوریتم Cross-Correlation-Wavelet-Simulation و یا به اختصار CCWSIM نامیده شد. الگوریتم پیشنهادی می تواند رخساره های گسسته را به صورت شرطی و غیرشرطی شبیه سازی کند. در واقع الگوریتم پیشنهادی یک نسخه توسعه یافته مبتنی بر ویولت است که فاصله شباهت بین الگوها را در فضای ویژگی ویولت محاسبه می کند. الگوریتم پیشنهادی بر روی دو ابزار موثر در پردازش تصاویر دیجیتال تکیه می کند: (۱) تبدیل ویولت گسسته و (۲) تابع همبستگی متقابل. در واقع الگوریتم پیشنهادی از ویژگی های موثر و کاربردی هر کدام از این دو روش به طور همزمان بهره می گیرد.



شکل (۳-۳) دو مرحله تبدیل ویولت گسسته بر روی تصویر (الف)، ضرایب تقریبی غیر جهت‌ی در سطح دوم تبدیل ویولت گسسته (a_2) و ضرایب جزئیات جهت‌ی بدست آمده در سطح اول و دوم تبدیل ویولت گسسته در راستای افقی (H_1, H_2) ، قائم (V_1, V_2) و قطری (D_1, D_2) (ب)، ضرایب تقریبی در سطح دوم تبدیل ویولت گسسته (a_2) (ج)، بازسازی تصویر اولیه با استفاده از تبدیل معکوس ویولت گسسته (د)

تابع همبستگی متقابل روش موثری است که به طور وسیعی در بسیاری از شاخه‌های مربوط به پردازش سیگنال و تصویر به منظور تطبیق الگو استفاده می‌شود. در واقع الگوریتم پیشنهادی محاسبات مربوط به تابع همبستگی متقابل را که معیاری برای اندازه‌گیری میزان تطابق بین الگوهاست، در فضای ویژگی ویولت انجام می‌دهد. در ادامه مفاهیم اساسی مربوط به تابع همبستگی متقابل بیان می‌شوند و سپس تفاوت‌های الگوریتمی CCSIM و روش پیشنهادی در این رساله تشریح خواهند شد.

۳-۴ تابع همبستگی متقابل

در فصل دوم بیان شد که الگوریتم CCSIM یک الگوریتم مبتنی بر تابع همبستگی متقابل (CCF) است. در واقع این الگوریتم یک نسخه توسعه یافته از الگوریتم SIMPAT است که دارای دو تفاوت اساسی با این الگوریتم است: (۱) برخلاف الگوریتم SIMPAT که الگوها را در شبکه شبیه‌سازی در یک مسیر تصادفی شبیه‌سازی می‌کند، الگوریتم CCSIM از یک مسیر از پیش تعریف شده یک‌طرفه استفاده می‌کند و (۲) محاسبه فاصله شباهت بین الگوها در الگوریتم SIMPAT بر اساس فاصله اقلیدوسی انجام می‌شود؛ در حالی که در الگوریتم CCSIM محاسبه فاصله شباهت بر اساس تابع همبستگی متقابل انجام می‌شود. بکارگیری تابع همبستگی متقابل در الگوریتم CCSIM باعث افزایش چشم‌گیر سرعت شبیه‌سازی این الگوریتم نسبت به الگوریتم SIMPAT شده است (Tahmasebi et al., 2012).

فرض کنید $TI(x, y)$ نشان‌دهنده مقدار کمیت در نقطه (x, y) در یک تصویر آموزشی با ابعاد $L_x \times L_y$ باشد. بنابر تعریف تابع همبستگی متقابل بین تصویر آموزشی و پیشامد داده‌ای $dev_T(u)$ با ابعاد $l_x \times l_y$ به صورت رابطه (۲-۳) بیان می‌شود؛ به طوری که i و j نشان‌دهنده گام‌های پیش‌روی در جهات x و y هستند. تابع همبستگی متقابل در هر نقطه از تصویر آموزشی میزان شباهت آن بخش از تصویر آموزشی را با پیشامد داده‌ای $dev_T(u)$ محاسبه می‌کند.

$$C(i, j) = \sum_{x=0}^{l_x-1} \sum_{y=0}^{l_y-1} TI(x+i, y+j) dev_T(x, y) \quad (2-3)$$

از طرفی فاصله اقلیدوسی بین هر پیکسل مانند (i, j) از تصویر آموزشی و پیشامد داده‌ای از طریق رابطه (۳-۳) تعریف می‌شود (Di Stefano et al., 2005).

$$d^2(i, j) = \sum_{x=0}^{l_x-1} \sum_{y=0}^{l_y-1} [TI(x+i, y+j) - dev_T(x, y)]^2 \quad (3-3)$$

اگر رابطه (۳-۳) گسترش داده شود، رابطه (۴-۳) به دست می آید.

$$d^2(i, j) = \sum_{x=0}^{l_x-1} \sum_{y=0}^{l_y-1} [TI^2(x+i, y+j) - 2TI(x+i, y+j) dev_T(x, y) + dev_T^2(x, y)] \quad (4-3)$$

از آنجا که در رابطه (۴-۳) مقدار عبارت $dev_T^2(x, y)$ ثابت است و عبارت $TI^2(x+i, y+j)$ که انرژی محلی تصویر است، نیز تقریباً ثابت است، این رابطه معادل رابطه (۲-۳) یعنی تابع همبستگی متقابل می شود. بنابراین، در الگوریتم CCSIM محاسبه فاصله شباهت بین الگوها بر اساس تابع همبستگی متقابل است که دارای سرعت محاسباتی به مراتب بیشتری نسبت به نسخه های اقلیدوسی محاسبه فاصله شباهت است. هرچند با بکارگیری تابع همبستگی متقابل در الگوریتم CCSIM زمان شبیه سازی کاهش می یابد، ولی این الگوریتم همچنان در شبیه سازی حوزه های وسیع، الگوریتمی زمان بر به نظر می آید. به همین منظور نسخه ای مبتنی بر جستجوی چندمقیاسی برای بهبود زمان شبیه سازی این الگوریتم ارائه شد (MS-CCSIM).

به طور کلی نقطه قوت و آنچه که الگوریتم پیشنهادی در این رساله را از الگوریتم CCSIM متمایز می کند، محاسبه تابع همبستگی متقابل در فضای ویژگی و ولت، به منظور افزایش سرعت شبیه سازی است. در واقع یکی از مهم ترین دستاوردهای محاسباتی در الگوریتم پیشنهادی، محاسبه فاصله شباهت در فضای ویژگی و با استفاده از ضرایب تقریبی ولت است. همان طور که اشاره شد، زیرباند تقریبی ولت نه تنها حاوی ویژگی های مهم الگوها است، بلکه ابعادی معادل $\frac{1}{4J}$ (J، سطح تجزیه) تصویر اولیه دارند؛ که می تواند به طور قابل ملاحظه ای سرعت محاسباتی را افزایش دهد.

۳-۵ ساختار الگوریتم CCWSIM

در این بخش نخست گام‌های اساسی در الگوریتم پیشنهادی بیان می‌شود و سپس هر کدام از این مراحل تشریح خواهد شد. به طور کلی مهم‌ترین اجزا الگوریتم پیشنهادی را می‌توان در مراحل زیر خلاصه کرد:

۱. تعریف یک مسیر شبیه‌سازی یک‌طرفه در شبکه شبیه‌سازی با توجه به ابعاد شبکه شبیه‌سازی،

پنجره جستجو و ناحیه هم‌پوشانی^۱

۲. استخراج ناحیه هم‌پوشانی از شبکه شبیه‌سازی (اگر هیچ داده شبیه‌سازی شده در شبکه موجود

نیست، به صورت تصادفی یک الگو با توجه به اندازه پنجره جستجو در شبکه قرار گیرد)

۳. محاسبه تبدیل ویولت گسسته برای تصویر آموزشی و ناحیه هم‌پوشانی در یک سطح مشخص (در

الگوریتم پیشنهادی سطح ۱، ۲ و ۳ قابل بکارگیری است)

۴. محاسبه CCW بین تصویر آموزشی و ناحیه هم‌پوشانی

۵. مرتب‌سازی فاصله‌های شباهت حاصل از گام قبل و انتخاب یک سری کاندید با کمترین فاصله

شباهت

۶. انتخاب یک الگو به تصادف از میان کاندیدها برای شبیه‌سازی غیرشرطی و یافتن بهترین الگو با

استفاده از یک الگوریتم تکرارشونده برای شبیه‌سازی شرطی

۷. مشخص کردن الگو در ضرایب تقریبی ویولت

۸. محاسبه معکوس ویولت گسسته برای الگوی مشخص شده

۹. قرار دادن الگوی بازسازی شده در شبکه شبیه‌سازی

۱۰. تکرار مراحل فوق تا شبیه‌سازی تمامی پیکسل‌های شبکه شبیه‌سازی

^۱ Overlap Area (OA)

مراحل شبیه‌سازی توسط الگوریتم پیشنهادی به صورت شماتیک در شکل (۳-۴) نشان داده شده است.

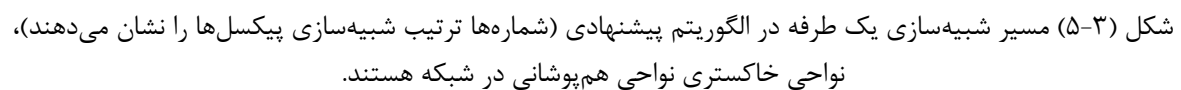
۳-۵-۱ طراحی مسیر شبیه‌سازی

در الگوریتم پیشنهادی اولین گام تعریف یک شبکه شطرنجی منظم است؛ به طوری که الگوها یکی پس از دیگری در یک مسیر یک‌طرفه شطرنجی در این شبکه شبیه‌سازی قرار داده می‌شوند. در واقع الگوها مانند تکه‌های پازل به تناوب در محل‌های از پیش تعریف شده قرار داده می‌شوند. این روش شبیه‌سازی پیکسل-های شبکه شبیه‌سازی توسط پارا و اورتیز معرفی شده است (Parra and Ortiz, 2011). فرایند شبیه‌سازی از یکی از گوشه‌های شبکه شبیه‌سازی شروع می‌شود و شبیه‌سازی در یک مسیر منظم یک‌طرفه افقی و یا قائم ادامه می‌یابد. در این رویکرد، گام‌های شبیه‌سازی با توجه به ابعاد الگو، شبکه شبیه‌سازی و ناحیه هم‌پوشانی انتخاب می‌شوند. شبکه شبیه‌سازی و مسیر شبیه‌سازی یک طرفه در شکل (۳-۵) نشان داده شده است.

۳-۵-۲ استخراج ناحیه هم‌پوشانی

از آنجایی که الگوریتم پیشنهادی مانند الگوریتم CCSIM از برخی مفاهیم مشترک در الگوریتم‌های سنتز بافت^۱ استفاده می‌کند، گام بعدی در الگوریتم پیشنهادی شامل استخراج ناحیه هم‌پوشانی برای محاسبه فاصله شباهت بین آن و الگوهای تصویر آموزشی است (Wei and Levoy, 2000). در این روش یک ناحیه کوچک از الگوهای شبیه‌سازی شده قبلی که در همسایگی مرزهای ناحیه در حال شبیه‌سازی قرار دارد، به عنوان پیشامد داده‌ای در نظر گرفته می‌شود. در شروع فرایند شبیه‌سازی یک دسته پیکسل به صورت تصادفی در شبکه قرار می‌گیرد.

^۱ Texture synthesis



۳۹

۳-۵-۳ محاسبه تبدیل ویولت گسسته

بعد از استخراج ناحیه هم‌پوشانی، شباهت بین این ناحیه و الگوهای تصویر آموزشی باید محاسبه شود. همان‌طور که اشاره شد، محاسبه تابع همبستگی متقابل، که معیار ارزیابی شباهت است در الگوریتم پیشنهادی از طریق ضرایب تقریبی ویولت تصویر آموزشی و ناحیه هم‌پوشانی انجام می‌شود. بنابراین تبدیل ویولت گسسته تصویر آموزشی و ناحیه هم‌پوشانی در این مرحله در یک سطح مشخص محاسبه می‌شود. برای محاسبه تبدیل ویولت گسسته در این رساله از تابع ویولت h^1 استفاده شده است. دلیل انتخاب این تابع مناسب بودن این تابع برای تصاویر با متغیرهای گسسته با تغییرات زیاد است (Mallat, 1999). البته با توجه به تنوع ساختارها و ویژگی‌های خاص هر تصویر، توابع ویولت مادر متنوعی به منظور استخراج مطلوب‌تر ویژگی‌های مورد نظر وجود دارند. این توابع به عنوان یک تابع داخلی در نرم‌افزار MATLAB قرار دارند. توابع مادر و مقیاس‌ها را به ترتیب طبق روابط (۳-۵) و (۳-۶) تعریف می‌شوند.

$$\psi^B(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq 1/2 \\ -1 & 1/2 \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۳-۵)$$

$$\phi^{LL}(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۳-۶)$$

۳-۵-۴ محاسبه فاصله شباهت

در این مرحله باید فاصله شباهت بین الگوهای تصویر آموزشی و ناحیه هم‌پوشانی در شبکه شبیه‌سازی محاسبه شود. همان‌طور که گفته شد، در الگوریتم پیشنهادی محاسبه فاصله شباهت با استفاده از تابع همبستگی متقابل در فضای ویژگی ویولت انجام می‌شود. اگر TI به عنوان یک تصویر آموزشی و OA یک

^۱ Haar

ناحیه هم‌پوشانی با ابعاد $M \times N$ در نظر گرفته شود، نسخه بهبود یافته و مبتنی بر تبدیل ویولت گسسته تابع همبستگی متقابل که CCW نامیده می‌شود، در هر پیکسل (s, t) از تصویر آموزشی با رابطه (۷-۳) محاسبه می‌شود.

$$CCW(x, y) = \sum_{t=0}^{N_j-1} \sum_{s=0}^{M_j-1} cA_j^{Ti}(x + s, y + t) \cdot cA_j^{OA}(s, t) \quad (7-3)$$

در این رابطه، cA_j^{Ti} ضرایب تقریبی ویولت گسسته و cA_j^{OA} ضرایب تقریبی ناحیه هم‌پوشانی در سطح تجزیه j ام است.

نکته مهمی که باید در اینجا بیان شود، این است که تعداد پیکسل‌های ناحیه هم‌پوشانی OA بعد از j امین سطح تجزیه برابر با $M_j \times N_j$ خواهد شد. بنابراین، بر اساس سطح تجزیه مورد نظر، ابعاد الگوی اولیه به طور چشم‌گیری می‌تواند کاهش یابد. برای مثال، اگر یک تصویر آموزشی دو بعدی معادل 2000×2000 داشته باشد، تعداد پیکسل‌های آن معادل ۴ میلیون خواهند شد. اگر فرض شود ۳ سطح تجزیه ویولت گسسته بر روی این تصویر آموزشی انجام شود، تعداد پیکسل‌های آن برابر ۶۲۵۰۰ خواهند شد؛ که به صورت قابل ملاحظه‌ای کمتر از تعداد پیکسل‌های اولیه است.

به طریق مشابه، ابعاد ناحیه هم‌پوشانی نیز کاهش می‌یابد. این تغییرات از چند طریق موجب کاهش زمان پردازش در حین شبیه‌سازی می‌شود: (۱) محاسبه CCW به جای CCF (۲) افزایش سرعت جستجو برای یافتن الگوی مطلوب از طریق جستجو در ضرایب CCW به جای CCF. در ادامه این دو جنبه به صورت کامل شرح داده می‌شود.

در الگوریتم پیشنهادی محاسبه فاصله شباهت با استفاده از ضرایب تقریبی تصویر آموزشی و ناحیه هم‌پوشانی در فضای ویژگی ویولت انجام می‌شود. با توجه به سطح تجزیه ویولت، ابعاد CCW و متعاقب آن

فاصله شباهت با نرخ معادل $\frac{1}{4j}$ کاهش می‌یابد. در نتیجه، محاسبه CCW نسبت به CCF با سرعت به مراتب بالاتری انجام می‌شود.

در شبیه‌سازی غیرشرطی، بعد از مرتب‌سازی ضرایب CCW، تعداد مشخصی از این ضرایب که دارای فاصله شباهت بزرگتری هستند، انتخاب می‌شوند. این کاندیدها نشان‌دهنده موقعیت‌های احتمالی الگوی مطلوب در تصویر آموزشی هستند. سپس یکی از این کاندیدها به صورت تصادفی از میان آنها انتخاب می‌شود. در نتیجه، در شبیه‌سازی غیرشرطی محاسبه فاصله شباهت در فضای کاهش یافته ضرایب تقریبی ویولت بسیار سریع‌تر از محاسبه فاصله شباهت در فضای اصلی است.

پس از مرتب‌سازی CCW ها، با توجه به فاصله شباهت و میزان تطابق با داده‌های شرطی در الگوی اصلی و مجازی با استفاده از جستجوی تکرارشونده، یافتن بهترین الگوی شروع می‌شود. روشن است که ابعاد فاصله شباهت به شدت بر روی زمان شبیه‌سازی در الگوریتم جستجوی تکرار شونده تاثیرگذار است. به طور دقیق‌تر، یافتن یک الگوی مطلوب بر اساس فاصله شباهت محاسبه شده با CCW که میلیون‌ها پیکسل از CCF کمتر دارد، به طور قابل ملاحظه‌ای با سرعت بیشتری انجام می‌شود.

۳-۵-۵ تعیین ناحیه مطلوب

پس از تعیین مکان الگوی مطلوب، یک ناحیه باید در ضرایب تقریبی تصویر آموزشی بر اساس این مکان مشخص شود. در این مرحله با توجه به اندازه الگوی شبیه‌سازی و سطح تجزیه ویولت یک ناحیه با ابعاد $T_j = \frac{T}{2j}$ (ابعاد الگوی جستجو) در ضرایب تقریبی ویولت مشخص می‌شود.

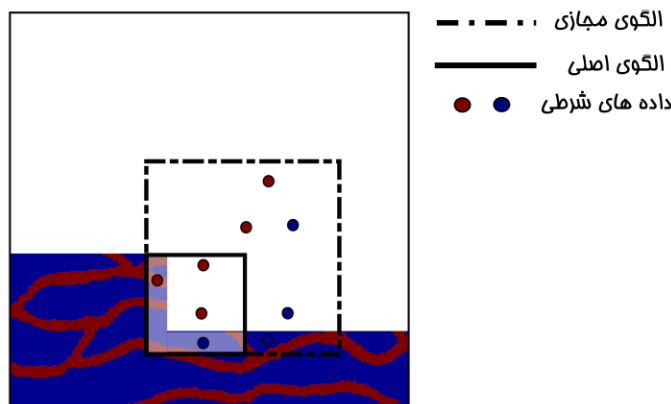
۳-۵-۶ بازسازی الگو و قرارگیری در شبکه شبیه‌سازی

قبل از قرار دادن الگوی مشخص شده در شبکه شبیه‌سازی، این الگو باید از فضای ویژگی ویولت به فضای اولیه باز گردد. بازگشت از فضای ویژگی به فضای اصلی در تبدیل ویولت با استفاده از زیرباندهای تقریبی و

ضرایب جزئیات در هر مرحله انجام می‌شود. به بیان دقیق‌تر، ضرایب جزئیات در هر سطح برای بازسازی ضرایب تقریبی سطح قبلی استفاده می‌شوند و این فرایند تا رسیدن به الگوی اولیه ادامه می‌یابد.

۳-۶ شرطی‌سازی داده‌های سخت

برای شرطی‌سازی در این رساله دو رویکرد در نظر گرفته شده است. در رویکرد اول شرطی‌سازی داده‌ها در الگوریتم پیشنهادی با روشی که پارا و اورتیز معرفی کرده‌اند، انجام شده است (Parra and Ortiz, 2011). با توجه به این رویکرد، یک الگوی مجازی که الگوی اصلی نیز بخشی از آن است طراحی می‌شود. این الگوی مجازی به دو بخش تقسیم می‌شود. یک بخش که کنترل‌کننده داده‌های شرطی در پیکسل‌های در حال شبیه‌سازی در داخل الگوی اصلی است و بخش دیگر داده‌های شرطی در یک منطقه پیشرو را در الگوی مجازی کنترل می‌کند. الگوی اصلی و الگوی مجازی در شکل (۳-۷) نشان داده شده است.



شکل (۳-۷) الگوی اصلی و الگوی مجازی (خط چین) برای انجام شرطی‌سازی داده‌های سخت

ابعاد الگوی مجازی می‌تواند متغیر باشد؛ ولی به طور معمول ابعاد این الگو را دو برابر ابعاد الگوی اصلی در نظر می‌گیرند. در این روش از میان الگوهای با بیشترین شباهت، الگویی که بالاترین تطابق را در نقاط شرطی داشته باشد؛ انتخاب می‌شود. در این روش اگر الگویی کاملاً منطبق بر داده‌های شرطی یافت نشود، الگویی با بالاترین تطابق در نقاط شرطی، در شبکه شبیه‌سازی قرار داده می‌شود. در رویکرد دوم شرطی‌سازی بر

اساس الگوریتمی ترکیبی از روش اول و رویکرد ترکیب اطلاعات انجام می‌شود. در ادامه شرطی‌سازی بر اساس رویکرد دوم شرح داده می‌شود.

۳-۶-۱ بهبود شرطی‌سازی داده‌ها

همان طور که بیان شد، الگوریتم پیشنهادی شبیه‌سازی الگوها را در فضای ویژگی و یولت انجام می‌دهد. بنابراین پس از محاسبه فاصله شباهت، در فضای ویژگی (ضرایب تقریبی) تصویر آموزشی به دنبال الگوی مطلوب است. اگرچه تبدیل و یولت گسسته مهم‌ترین تغییرپذیری‌ها را از تصویر آموزشی استخراج می‌کند، ولی طبیعتاً تغییرپذیری الگوها در ضرایب تقریبی بعد از هر مرحله تبدیل و یولت کمتر از تصویر اولیه خواهد شد. بنابراین محتمل است از برخی الگوهایی که بهترین تطابق را در نقاط شرطی دارند، در ضرایب تقریبی چشم‌پوشی شود. رویکردی که در این رساله به منظور بهبود شرطی‌سازی استفاده می‌شود منطبق بر یکی از روش‌های ترکیب اطلاعات بنام میانگین وزن‌دار ترتیبی است. در ادامه روش میانگین وزن‌دار ترتیبی شرح داده می‌شود و سپس جنبه کاربردی این روش در بهبود شرطی‌سازی داده‌ها در الگوریتم پیشنهادی بیان خواهد شد.

۳-۶-۲ ترکیب اطلاعات

به طور کلی به تلفیق اطلاعات حاصل از حس‌گرهای مختلف برای پیش‌بینی دقیق‌تر رفتار یک سیستم ترکیب اطلاعات می‌گویند. در این رویکرد، با ترکیب و ایجاد ارتباط بین اطلاعات حاصل از منابع مختلف و شرایط سیستم در حال تحلیل، نتیجه به سمت بهترین پاسخ حرکت می‌کند. به طور دقیق‌تر، خروجی به دست آمده از تلفیق داده‌های حاصل از منابع می‌تواند سبب دسترسی به پاسخ یا پاسخ‌هایی با سطح اطمینان بالاتر شود (Naumann et al., 2006). یکی از روش‌های موثر در ترکیب اطلاعات روش میانگین وزن‌دار ترتیبی است. در ادامه به شرح این روش پرداخته خواهد شد.

۳-۶-۳ روش میانگین وزن دار ترتیبی

روش میانگین وزن دار ترتیبی تکنیکی برای وزن دهی به ورودی‌های مختلف یک سیستم است. در این روش، ورودی‌های یک سیستم، مستقل از فیزیک مسأله تنها بر اساس پاسخ‌ها یا نتایج موجود در سیستم وزن دهی می‌شوند. اگر $a_1, a_2, \dots, a_n$ تعدادی متناهی از ورودی‌های یک سیستم در نظر گرفته شوند روش میانگین وزن دار ترتیبی نگاشتی از فضای n بعدی به فضای یک بعدی $I: I^n \rightarrow I$ بیان می‌شود. طبق تعریف میانگین وزن دار ترتیبی مطابق رابطه (۸-۳) تعریف می‌شود. در این رابطه، به هر کدام از ورودی‌های سیستم یک بردار وزنی $w_i = (w_1; w_2; \dots; w_n)$ نسبت داده می‌شود (Yager, 1988).

$$f(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^n w_i b_i = w_1 b_1 + w_2 b_2 + \dots + w_n b_1 \quad (۸-۳)$$

$$w_i \in [0,1], \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1$$

به طوری که در رابطه بالا b_i ، i امین مقدار بزرگ در مجموعه داده‌های ورودی $a_1; a_2; \dots; a_n$ است. در واقع بردار b مرتب شده نزولی مقادیر بردار a است.

مهم‌ترین نکته در این روش یافتن اوزان بهینه w_i برای ورودی‌های سیستم است. برای تعیین وزن هر کدام از ورودی‌های سیستم می‌توان از روش‌های مختلف بهینه‌سازی استفاده کرد. موضوعی که در اینجا مطرح می‌شود یک مسأله بهینه‌سازی برای تعداد n پارامتر است. برای حل مشکل بهینه‌سازی وزن‌ها در روش میانگین وزن دار ترتیبی می‌توان از روش‌های بهینه‌سازی خوش‌بینانه^۱ و بدبینانه^۲ بهره جست.

^۱Optimistic

^۲Pessimistic

۳-۶-۴ روش خوش بینانه

گاهی در بهینه‌سازی چند هدف به طور هم‌زمان مد نظر قرار می‌گیرد. این‌گونه مسائل بهینه‌سازی را که دربرگیرنده چند تابع هدف هستند، مسائل چند هدفی می‌نامند. ساده‌ترین راه در برخورد با این‌گونه مسائل، تشکیل یک تابع هدف جدید به صورت ترکیب خطی توابع هدف اصلی است؛ که در این ترکیب میزان اثرگذاری هر تابع با وزن اختصاص‌یافته به آن مشخص می‌شود. در روش بهینه‌سازی خوش‌بینانه مقدار وزن‌های روش میانگین وزن‌دار ترتیبی را به صورت یک ترکیب خطی از یک متغیر جدید مانند α در نظر می‌گیرند؛ سپس اوزان اولیه را با توجه به روابط (۳-۹) برحسب متغیر جدید بازنویسی می‌کنند (Yager, 1988).

$$w_1 = \alpha, w_2 = \alpha(1 - \alpha), \dots, w_{n-1} = \alpha(1 - \alpha)^{n-2}, w_n = \alpha(1 - \alpha)^{n-1} \quad (۳-۹)$$

اکنون با استفاده از تغییر متغیر فوق یک مسأله بهینه‌سازی با n متغیر مجهول، به یک مسأله بهینه‌سازی با یک متغیر برای α تبدیل شده است. بدیهی است که تبدیل n متغیر مجهول به یک متغیر مسأله بهینه‌سازی را به مراتب ساده‌تر خواهد کرد.

۳-۶-۵ روش بدبینانه

در روش بهینه‌سازی بدبینانه مانند روش خوش‌بینانه مقدار اوزان به صورت یک ترکیب خطی از یک متغیر جدید مانند α در نظر گرفته می‌شوند. سپس اوزان با توجه به روابط (۳-۱۰) برحسب متغیر جدید بازنویسی می‌شوند (Yager, 1988). تنها تفاوت روش بدبینانه و خوش‌بینانه در نحوه تعریف ترکیب خطی متغیر جدید α است.

$$w_1 = \alpha^{n-1}, w_2 = (1 - \alpha)^{n-2}, \dots, w_{n-1} = (1 - \alpha)\alpha, w_n = (1 - \alpha) \quad (۳-۱۰)$$

پس از تعریف مقدار w_i ها بر اساس α مسأله بهینه‌سازی چندمتغیره تبدیل به یک مسأله یک متغیره شده است. در گام بعدی با انتخاب مقدار α در گام‌های مشخص از صفر تا یک می‌توان مقدار بهینه α را که معادل مقدار کمینه خطا است؛ از رابطه (۱۱-۳) مشخص کرد.

$$Error = \sum_{n=1}^N (d^n - \sum_{i=1}^I w_i b_i^n)^2 \quad (11-3)$$

به طوری که d_n ها اطلاعات سیستم در نقاط معلوم هستند. پس از محاسبه خطای کمینه، مقدار α متناظر با خطای کمینه مشخص می‌شود. با تعیین مقدار α بهینه مقادیر اوزان بهینه نیز تعیین خواهند شد. در نهایت، با استفاده از اوزان بهینه حاصل و رابطه (۸-۳)، می‌توان انتظار یک پاسخ ترکیبی با عدم قطعیت کمتری را نسبت به پاسخ مستقل هر کدام از ورودی‌های سیستم $(a_1; a_2; \dots; a_n)$ داشت.

۳-۶-۶ شرطی‌سازی داده‌ها و ترکیب اطلاعات

همان طور که بیان شد، در الگوریتم پیشنهادی شرطی‌سازی بر اساس جستجو در الگوهای با بیشترین شباهت و تطابق در نقاط شرطی انجام می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی شبیه‌سازی در فضای ویژگی و یولت، که یک فضای کاهش ابعادیافته است، انجام می‌شود؛ بنابر این محتمل است که برخی الگوها با بهترین تطابق در نقاط شرطی در فضای ویژگی کنار گذاشته شوند و این موضوع موجب کاهش دقت در نقاط شرطی شود. به همین دلیل، در این رساله روشی بر اساس ترکیب اطلاعات پیشنهاد شده است که نه تنها دقت شرطی-سازی الگوریتم پیشنهادی را افزایش می‌دهد، بلکه زمان شبیه‌سازی کمتری دارد.

هر کدام از الگوهای با تطابق بالا به عنوان یک ورودی مستقل در سیستم ترکیب اطلاعات در نظر گرفته می‌شود. تعداد الگوهای مذکور در الگوریتم پیشنهادی از ۳ تا ۵ متغیر است. روش پیشنهادی به گونه‌ای طراحی شده است که اگر الگویی با تطابق کامل (صد در صد) در نقاط شرطی یافت شود، آن الگو

به عنوان الگوی مطلوب انتخاب و الگوریتم وارد فرایند شرطی سازی بر اساس رویکرد ترکیب اطلاعات نمی شود. اما اگر الگویی با تطابق کامل در نقاط شرطی یافت نشد، تعدادی از الگوهای با تطابق بالا برای ترکیب اطلاعات و بهبود شرطی سازی در نظر گرفته شوند. در این رساله به طور میانگین در شبیه سازی ها در بیش از ۹۰ درصد موارد تطابق کامل در نقاط شرطی بدست می آید و تنها در ۱۰ درصد شبیه سازی الگوریتم وارد فرایند ترکیب اطلاعات می شود.

در شکل (۳-۸) روند شرطی سازی شش داده سخت بر اساس ترکیب اطلاعات نشان داده شده است. برای این منظور چهار الگو با بیشترین شباهت در ناحیه هم پوشانی و بالاترین تطابق در نقاط شرطی انتخاب شده اند. هر کدام از الگوهای مذکور عدم تطابق هایی در نقاط شرطی با پیشامد داده ای دارند. فرایند ترکیب اطلاعات الگوها بدین ترتیب است که در هر کدام از الگوهای با تطابق بالا، ناحیه ای متناظر با ناحیه هم پوشانی استخراج می شود. در واقع، این نواحی استخراج شده به عنوان ورودی های سیستم بهینه سازی و ناحیه هم پوشانی در شبکه شبیه سازی و داده های شرطی به عنوان پاسخ های سیستم در روش میانگین وزن دار ترتیبی در نظر گرفته می شوند. در گام بعد بهینه سازی اوزان برای هر کدام از ورودی های سیستم بر اساس پاسخ های معلوم که همان ناحیه هم پوشانی و داده های شرطی شبکه شبیه سازی هستند، انجام می شود. همان طور که بیان شد، بهینه سازی اوزان ورودی های مذکور بر اساس رویکرد ترکیب اطلاعات و روش خوش بینانه و یا بدبینانه انجام می شود. در مرحله بعد، ترکیب وزن دار چهار الگوی مذکور بر اساس اوزان بدست آمده، محاسبه و میانگین آن حساب می شود. سپس بر اساس یک مقدار آستانه ای نتایج حاصل از ترکیب الگوها به صورت گسسته اولیه در می آیند. در این رساله برای تصاویر سیاه و سفید (باینری) از حد آستانه ای ۰/۵ استفاده شده است. بدین معنی که اگر نتایج حاصل از ترکیب الگوها مقادیری بالاتر از حد آستانه ای بگیرند، در الگوهای نهایی مقدار ۱ و اگر کمتر از حد آستانه ای شوند در الگوی نهایی مقدار صفر

در نظر گرفته می‌شود. در نهایت الگوی ترکیبی مبتنی بر روش میانگین وزن دار ترتیبی دقت شرطی‌سازی بالاتری را نسبت به تک تک الگوهای اولیه انتخاب شده از خود نشان می‌دهد.

به طور خلاصه گام‌های اساسی در بهبود شرطی‌سازی داده‌ها سخت بر اساس رویکرد میانگین وزن دار ترتیبی به ترتیب زیر است:

۱- انتخاب تعدادی الگو بر اساس بیشترین شباهت در نواحی هم‌پوشانی و بالاترین تطابق در نقاط

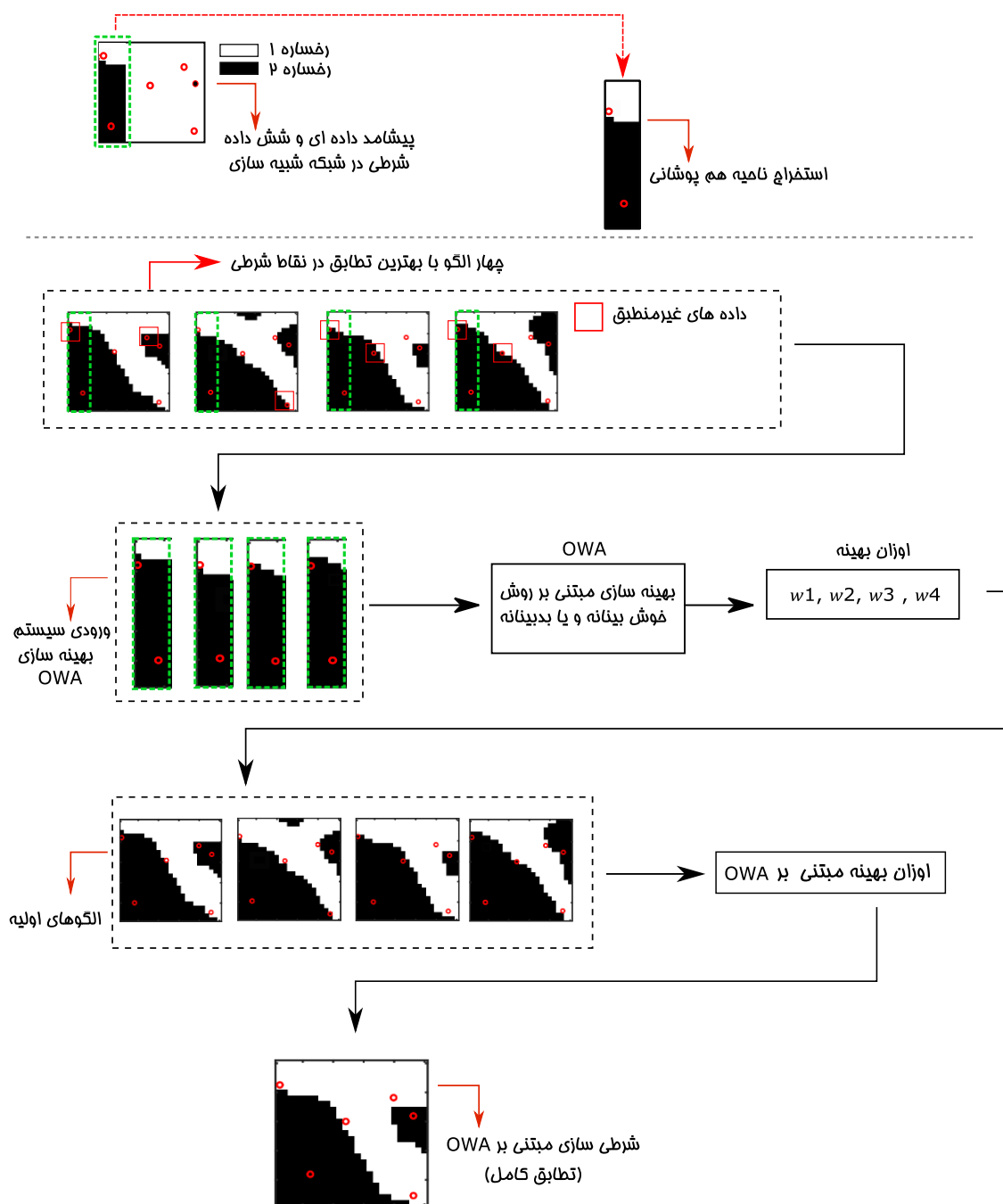
شرطی

۲- استخراج نواحی متناظر با ناحیه هم‌پوشانی از الگوهای مذکور

۳- محاسبه مقدار α بهینه و متعاقب آن اوزان بهینه (w_i ها) بر اساس روش میانگین وزن دار ترتیبی

۴- ترکیب الگوهای اولیه بر اساس میانگین وزن دار ترتیبی و اوزان بهینه بدست آمده

در فصل بعد، عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی‌های شرطی و غیر شرطی مختلف با الگوریتم‌های شناخته شده‌ای مانند FILTERSIM، SNESIM و MS-CCSIM مقایسه می‌شود. برای ایجاد تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی کدهایی در نرم افزار MATLAB® توسعه داده شده است. همچنین برای ایجاد تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM از کدهای منبع باز این الگوریتم (https://github.com/SCRFpublic/MS_CCSIM) که در مقاله مرجع این الگوریتم به آن ارجاع شده، استفاده شده است (Tahmasebi et al., 2014). شبیه‌سازی‌های الگوریتم‌های FILTERSIM و SNESIM با استفاده از نرم افزار منبع باز SGeMS v2.1 انجام شده است (Remy et al., 2009).



شکل (۸-۳) شرطی سازی داده های سخت با استفاده از رویکرد ترکیب اطلاعات حاصل از چهار الگوی انتخاب شده بر اساس بیشترین شباهت و بالاترین تطابق در نقاط شرطی

فصل چهارم

شیء سازی با الگوریتم *CCWSIM*

۴-۱ مقدمه

در این فصل نتایج مدل‌سازی عددی الگوریتم پیشنهادی CCWSIM از نظر دقت و سرعت شبیه‌سازی با الگوریتم‌های MS-CCSIM، SNESIM، FILTERSIM مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. همچنین قابلیت الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی داده‌های سخت متراکم، تصاویر ناپایا^۱ و چندرخساره‌ای^۲ و... با مثال‌ها و آزمون‌های مختلفی با دیگر الگوریتم‌ها مقایسه می‌شود. به منظور اعتبارسنجی نتایج تحقق الگوریتم پیشنهادی از آماره‌هایی چون نسبت رخساره، واریوگرام، تابع احتمال پیوستگی و معیار آنالیز فاصله استفاده می‌شود. تصاویر آموزشی این فصل از یک کتابخانه منبع باز (<http://www.trainingimages.org/training-images-library.html>) تهیه شده است.

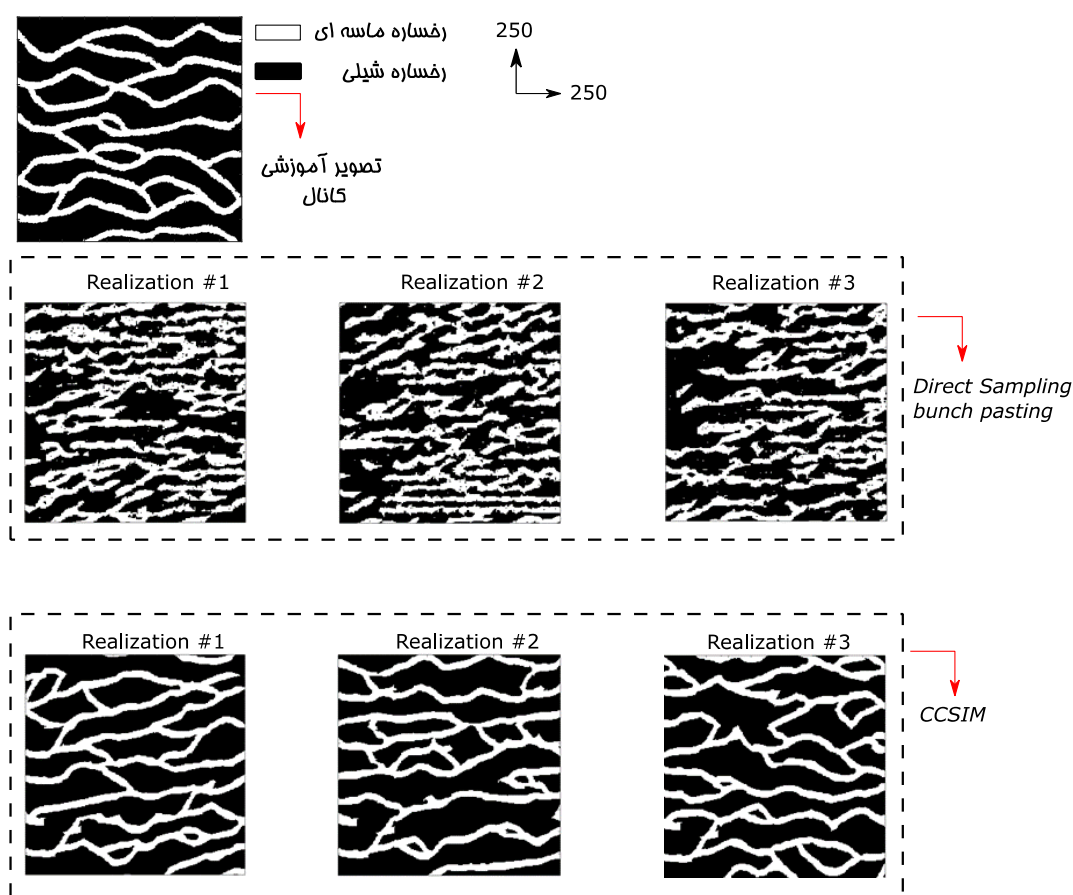
۴-۲ مقایسه عملکرد دو الگوریتم مبتنی بر نمونه‌برداری مستقیم

در فصل دوم به صورت تئوری بیان شد که در این رساله از میان الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه‌برداری مستقیم DS و CCSIM، الگوریتم CCSIM به منظور بهبود عملکرد و توسعه الگوریتمی انتخاب شده است. در این بخش با مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مذکور در یک مثال به طور عملی دلایل انتخاب الگوریتم CCSIM به عنوان یک الگوریتم مبنا برای توسعه و تحقیق در این رساله بیان خواهند شد. برای این منظور از تصویر آموزشی کانال^۳ برای ایجاد تحقق‌های غیر شرطی استفاده شده است. این تصویر از دو رخساره ماسه‌ای و شیلی تشکیل شده است. در واقع کانال‌های ماسه‌ای در زمینه‌ای از شیل قرار گرفته شده‌اند. این تصویر آموزشی از معروف‌ترین تصاویر آموزشی در شبیه‌سازی چندنقطه‌ای است که یک مدل مفهومی از مخزن

^۱ Non-stationary^۲ Multi-facies^۳ Channel

نفی را نشان می‌دهد (Strebel, 2002). تمامی پارامترهای ورودی برای این دو الگوریتم بر اساس پارامترهای پیشنهاد شده آنها در مقالات مرجع انتخاب شده است.

تعداد ۱۰ تحقق غیر شرطی برای هر کدام از الگوریتم‌های مذکور ایجاد شده است و از میان آن ۳ تحقق به طور تصادفی انتخاب می‌شوند. تصویر آموزشی کانال و نتایج بدست آمده از تحقق‌های غیر شرطی در شکل (۱-۴) نشان داده شده است.



شکل (۱-۴) تصویر آموزشی کانال و تحقق‌های غیر شرطی بدست آمده از الگوریتم‌های DS مبتنی بر الگو و CCSIM همان طور که از شکل مذکور پیداست الگوها و ساختارهای تصویر آموزشی در تحقق‌های الگوریتم CCSIM بهتر از الگوریتم DS مبتنی بر الگو بازتولید شده‌اند. به بیان دیگر تابع همبستگی متقابل در محاسبه فاصله شباهت بین الگوها موفق‌تر از فاصله اقلیدوسی عمل کرده است.

علاوه بر این زمان شبیه‌سازی در جدول (۱-۴) آورده شده است که نشان دهنده سرعت بالای شبیه‌سازی الگوریتم CCSIM نسبت به الگوریتم DS مبتنی بر الگو است. دلیل این امر تا حدود زیادی مربوط به تابع همبستگی متقابل است. همچنین استفاده از ناحیه هم‌پوشانی که بخش کوچکی از پیشامد داده‌ای است، زمان شبیه‌سازی را نسبت به الگوریتم DS به صورت چشم‌گیری کاهش داده است.

جدول (۱-۴) زمان میانگین ۱۰ تحقق غیرشرطی در الگوریتم‌های DS مبتنی بر الگو و CCSIM

الگوریتم	زمان
DSBP	۹۴۵ ثانیه
CCSIM	۶۵ ثانیه

۳-۴ شبیه‌سازی غیر شرطی

در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی در بازتولید الگوهای تصویر آموزشی در تحقق‌های غیر شرطی با دیگر الگوریتم‌های شبیه‌سازی چندنقطه‌ای از نظر دقت و زمان شبیه‌سازی مقایسه می‌شود. این الگوریتم‌ها شامل الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM، MS-CCSIM هستند. برای این منظور از تصویر آموزشی کانال برای تولید تحقق‌های غیرشرطی استفاده شده است. به منظور مقایسه بهتر زمان انجام شبیه‌سازی‌ها و بررسی عملکرد الگوریتم‌ها در حوزه‌های وسیع، ابعاد تصاویر آموزشی با استفاده از شبیه‌سازی مبتنی بر پیکسل الگوریتم SNESIM افزایش داده شد.

انتخاب پارامترهای ورودی برای الگوریتم‌های FILTERSIM و SNESIM بر اساس مقادیر پیشنهادی در مراجع مرتبط با این دو الگوریتم و حفظ موازنه بین دقت و زمان شبیه‌سازی انجام شده است (Remy *et al.*, 2009). از آنجا که الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی پارامترهای ورودی نسبتاً مشابهی دارند، تمامی پارامترهای ورودی برای این دو الگوریتم یکسان در نظر گرفته شده‌اند. علاوه بر این به منظور مقایسه منطقی در زمان انجام شبیه‌سازی، تعداد سطوح مقیاس در الگوریتم MS-CCSIM معادل حداکثر ظرفیت این الگوریتم (معادل ۳) در نظر گرفته شده است. روشن است که استفاده از سطوح مقیاس کوچک‌تر

موجب افزایش زمان شبیه‌سازی در این الگوریتم خواهد شد. برای تعیین اندازه بهینه قالب (پنجره) جستجو در این رساله از روشی بر اساس آنتروپی شانون^۱ استفاده شده است. در ادامه به جزئیات این روش در تعیین اندازه قالب جستجو برای شبیه‌سازی پرداخته می‌شود.

۴-۳-۱ تعیین اندازه بهینه قالب جستجو

برای ایجاد تحقق‌ها در هر شبیه‌سازی زمین‌آماری نیاز به استخراج آمارها از یک مدل اولیه (پیشین) است. همان‌طور که اشاره شد در زمین‌آمار مبتنی بر واریوگرام، میانگین و واریوگرام مدل اولیه برای تولید تحقق‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. به طریق مشابه، این آمارها در زمین‌آمار چندنقطه‌ای از تصویر آموزشی استنباط می‌شوند. در زمین‌آمار دو نقطه‌ای دامنه واریوگرام معیاری برای میزان وابستگی فضایی داده‌های اطراف نقاط نامعلوم است. اما در زمین‌آمار چندنقطه‌ای این وابستگی فضایی از طریق یک قالب جستجو مشخص می‌شود. برای مثال در الگوریتم SNESIM، این قالب از طریق شعاع جستجوی همسایگی برای محاسبه تابع احتمالات شرطی و در الگوریتم‌های مبتنی بر الگو، از طریق تعیین یک قالب (پنجره) مشخص می‌شود. بنابر این در الگوریتم‌های مبتنی بر الگو، برای تعیین وابستگی فضایی آمارهای چندنقطه‌ای باید از یک قالب جستجو استفاده کرد. اندازه و شکل قالب جستجو در زمین‌آمار چندنقطه‌ای معادل شعاع جستجو همسایگی در روش‌های مبتنی بر واریوگرام است. نکته مهم در اینجا تعیین مناسب اندازه قالب جستجو است. به طوری که اندازه بسیار بزرگ این قالب موجب استخراج آمارها از داده‌های غیر مرتبط با نقاط در حال شبیه‌سازی خواهند شد. از طرف دیگر انتخاب کوچک قالب جستجو باعث عدم بازتولید ساختارهای بزرگ مقیاس تصویر آموزشی می‌شود (Tran, 1994). بنابراین انتخاب اندازه بهینه قالب جستجو بر اساس ابعاد و ویژگی‌های تصویر آموزشی یکی از موضوعات کلیدی در شبیه‌سازی چندنقطه‌ای است.

^۱ Shannon Entropy

در این رساله برای انتخاب اندازه بهینه قالب جستجو از رویکردی بر اساس آنتروپی شانون برای تحلیل تصویر آموزشی و تهیه یک نقشه آنتروپی استفاده شده است (Honarkhah and Caers, 2010). در این روش نقشه آنتروپی معیاری برای تعیین اندازه قالب جستجو بر اساس ویژگی‌های تصویر آموزشی است.

طبق تعریف آنتروپی یک برآورد آماری از میزان تصادفی بودن متغیرها در یک سیگنال یا تصویر است. آنتروپی یک تصویر از رابطه (۱-۴) محاسبه می‌شود.

$$Entropy = \sum_{i=1}^N p_i \log(p_i) \quad (1-4)$$

به طوری که در این رابطه N تعداد خروجی‌های ممکن از متغیر تصادفی و p_i تابع چگالی احتمال (هیستوگرام) متغیر تصادفی است. طبق این رابطه هر چه میزان تصادفی بودن متغیر بیشتر باشد، مقدار آنتروپی بیشتر خواهد شد. در یک تصویر آموزشی با افزایش اندازه قالب جستجو دو رفتار در مقدار آنتروپی مشاهده می‌شود. در مرحله اول، میزان آنتروپی به طور واضح با افزایش قالب جستجو افزایش می‌یابد. در مرحله بعد، هنگامی که اندازه پنجره جستجو به اندازه کافی برای استخراج آماره‌ها از الگو افزایش پیدا کرد، مقدار آنتروپی رشد چشم‌گیری نخواهد کرد و به یک مقدار ثابت میل می‌کند. به بیان دیگر، هنگامی که اندازه قالب جستجو در تصویر آموزشی به حدی افزایش پیدا کند که تنها الگوهای با آماره‌های مشابه در آن تکرار شوند، مقدار رشد آنتروپی متوقف خواهد شد.

فرایند تعیین بهینه قالب جستجو، بر اساس یک اندازه اولیه که به طور معمول ۳ تا ۵ درصد اندازه تصویر آموزشی است، آغاز می‌شود. سپس اندازه قالب جستجو بر اساس گام‌های مشخصی حداکثر تا ۰/۴

ابعاد تصویر آموزشی افزایش پیدا می‌کند. در هر گام، مقدار آنروپی میانگین^۱ با استفاده از رابطه (۲-۴) محاسبه می‌شود.

$$ME = \frac{1}{nT^w} \sum_{k=1}^{nT^w} Entropy(Pat_{T^w}^k) \quad (2-4)$$

به طوری که nT^w نشان‌دهنده تعداد الگوهای است که با استفاده از یک قالب جستجوی مشخص با اندازه $w \times w$ استخراج می‌شوند. پس از محاسبه مقدار آنروپی میانگین برای تمامی گام‌های ممکن اندازه قالب، مقدار آنروپی در مقابل اندازه قالب جستجو در یک نمودار دو بعدی رسم می‌شود. سپس اندازه قالبی که در آن مقدار آنروپی میانگین به مقدار تقریباً ثابت (سقف) می‌رسد به عنوان اندازه بهینه قالب جستجو در نظر گرفته می‌شود. در شکل (۲-۴) مقدار آنروپی میانگین برای یک تصویر آموزشی کانال با ابعاد 2000×2000 با گام‌های مشخص محاسبه شده است. همان طور که از شکل پیداست، مقدار بهینه پنجره جستجو بر اساس ابعاد تصویر آموزشی مقدار ۲۰۰ است. همچنین اندازه ناحیه هم‌پوشانی بر اساس یک-پنجم تا یک-ششم اندازه قالب جستجو انتخاب می‌شود (Efros and Freeman, 2001).

۲-۳-۴ معرفی پارامترهای ورودی شبیه‌سازی

ابعاد شبکه: این پارامتر اندازه شبکه شبیه‌سازی را که پیکسل‌ها در آن قرار دارند، مشخص می‌کند.

ابعاد قالب جستجو: این پارامتر معادل شعاع جستجو در روش‌های مبتنی بر واریوگرام است و در الگوریتم-های مبتنی بر پیکسل شعاع جستجوی همسایگی و در الگوریتم‌های مبتنی بر الگو اندازه الگویی که از تصویر آموزشی در شبکه قرار داده می‌شود را مشخص می‌کند.

^۱ Mean Entropy (ME)

ابعاد الگوی داخلی: این پارامتر ورودی مربوط به الگوریتم FILTERSIM است. این پارامتر مشخص می‌کند که در الگوریتم مذکور چه ابعادی از الگوهای شبیه‌سازی شده قبلی در شبکه شبیه‌سازی ثابت و چه ابعادی قابلیت بروز رسانی در حین فرایند شبیه‌سازی را داشته باشند. ابعاد الگوی داخلی معمولاً نصف ابعاد الگوی اصلی در نظر گرفته می‌شود.

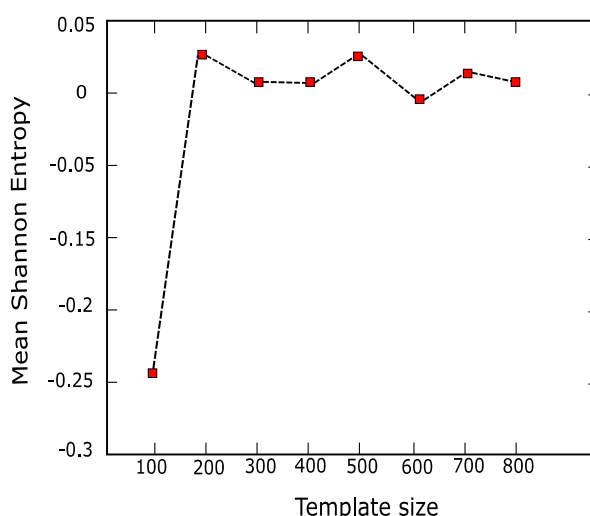
تعداد خوشه‌ها: این پارامتر نیز مربوط به الگوریتم FILTERSIM است. همان طور که اشاره شد الگوهای مستخرج از تصویر آموزشی بر اساس الگوریتم خوشه‌بندی k -means در الگوریتم مذکور خوشه‌بندی می‌شوند. تعداد این خوشه‌ها توسط این پارامتر کنترل می‌شود. به طور معمول تعداد این پارامتر از ۲۰۰ تا ۸۰۰ خوشه متغیر است. انتخاب زیاد تعداد خوشه‌های می‌تواند زمان شبیه‌سازی را به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش دهد.

تعداد شبکه‌های چندگانه: این پارامتر ورودی مربوط به الگوریتم‌های SNESIM و FILTERSIM است. با استفاده از این پارامتر امکان بازتولید ساختارهای بزرگ مقیاس تصویر آموزشی فراهم می‌شود. به طور معمول تعداد این شبکه‌های چندگانه از ۳ تا ۷ در نظر گرفته می‌شوند.

تعداد سطوح مقیاس: این پارامتر مربوط به الگوریتم MS-CCSIM است و تعداد سطوح مقیاس برای ایجاد شبکه‌های درشت تصویر آموزشی را مشخص می‌کند. این پارامتر از ۱ تا ۳ می‌تواند در این الگوریتم متغیر باشد که به ترتیب به معنی ریزترین و درشت‌ترین سطوح مقیاس در تصویر آموزشی هستند.

تعداد سطوح تجزیه ویولت: این پارامتر مربوط به الگوریتم CCWSIM است و تعداد سطوح تجزیه ویولت گسسته را برای تصویر آموزشی و الگوها مشخص می‌کند. در الگوریتم پیشنهادی این پارامتر مقداری از ۱ تا ۳ را می‌تواند اختیار کند.

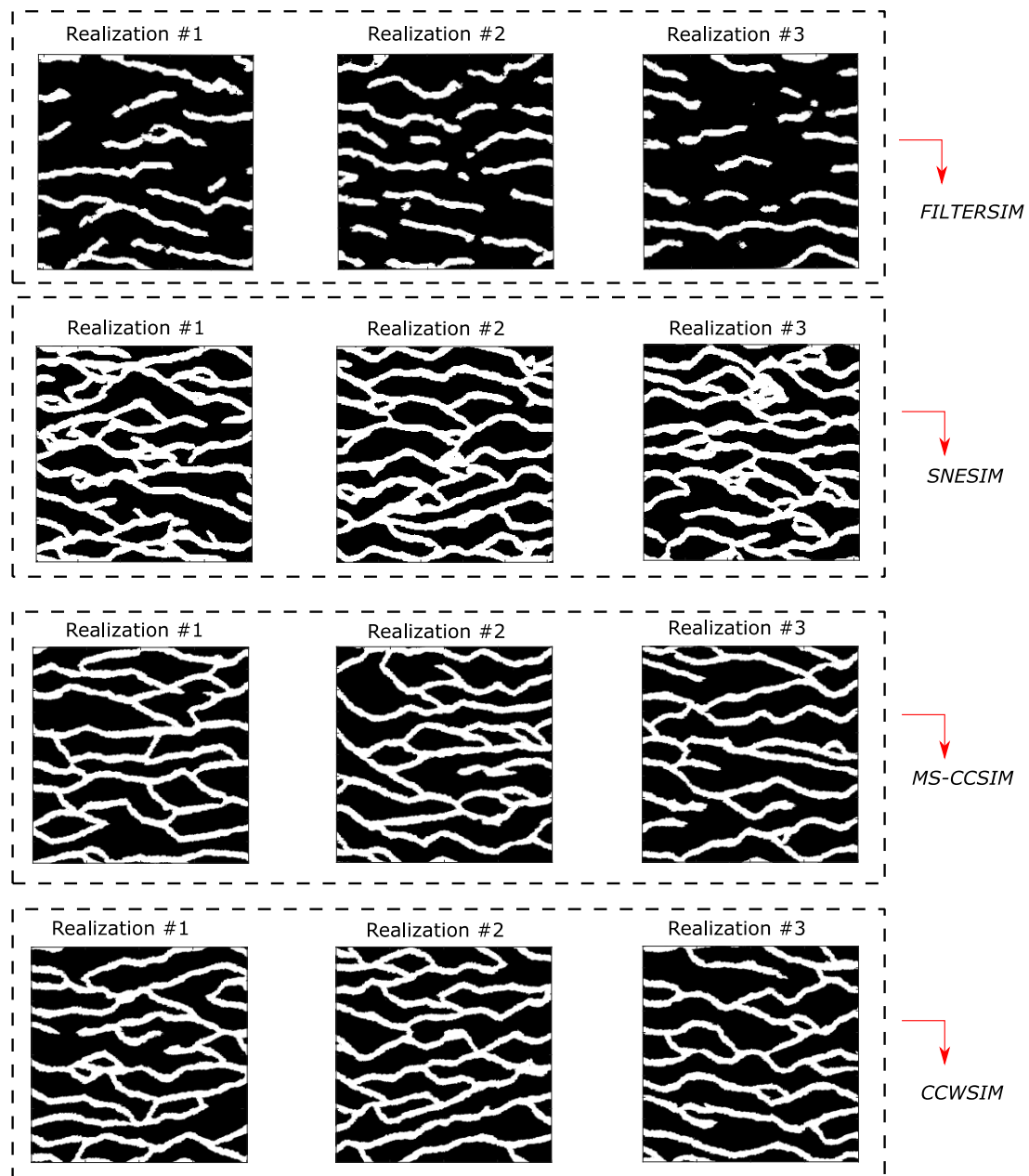
پارامترهای شبیه‌سازی الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در جدول (۲-۴) ارائه شده است. در ادامه هر کدام از این پارامترهای ورودی معرفی می‌شوند. پس از تنظیم پارامترهای ورودی برای هر کدام از الگوریتم‌های چندنقطه‌ای، تحقق‌های مختلفی برای هر کدام از آنها تولید می‌شود. ۳ تحقق غیر شرطی برای هر کدام از الگوریتم‌ها به صورت تصادفی انتخاب شده است و در شکل (۳-۴) نشان داده شده است.



شکل (۲-۴) مقدار آنروپی شانون برای گام‌های مختلف اندازه قالب جستجو برای تعیین اندازه بهینه قالب جستجو

جدول (۲-۴) پارامترهای شبیه‌سازی برای الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

پارامتر	FILTERSIM	SNESIM	MS-CCSIM	CCWSIM
ابعاد شبکه	۲۰۰۰×۲۰۰۰	۲۰۰۰×۲۰۰۰	۲۰۰۰×۲۰۰۰	۲۰۰۰×۲۰۰۰
ابعاد الگوی جستجو	۱۹۹×۱۹۹	۲۰۰×۲۰۰	۲۰۰×۲۰۰	۲۰۰×۲۰۰
ابعاد الگوی داخلی	۹۹×۹۹	-	-	-
تعداد خوشه‌ها	۴۰۰	-	-	-
تعداد شبکه‌های چندگانه	۵	۵	-	-
ابعاد ناحیه هم‌پوشانی	-	-	۳۲	۳۲
تعداد سطوح مقیاس	-	-	۳	-
تعداد سطوح تجزیه ویولت	-	-	-	۳



شکل (۳-۴) شبیه‌سازی غیرشرطی تصویر آموزشی کانال برای الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

۳-۳-۴ مقایسه زمان محاسباتی

زمان انجام شبیه‌سازی غیرشرطی برای الگوریتم‌های SNESIM، FILTERSIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در جدول (۳-۴) آمده است. بر اساس این جدول زمان شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های SNESIM، FILTERSIM، MS-CCSIM به ترتیب حدود ۹۶۰، ۲۶۶ و ۱۰ برابر است.

جدول (۳-۴) زمان میانگین شبیه‌سازی غیرشرطی برای الگوریتم‌های SNESIM، FILTERSIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم	زمان شبیه‌سازی
FILTERSIM	۱۴۴۰۰ ثانیه
SNESIM	۳۹۸۹ ثانیه
MS-CCSIM	۱۵۵ ثانیه
CCWSIM	۱۵ ثانیه

۴-۳-۴ اعتبارسنجی

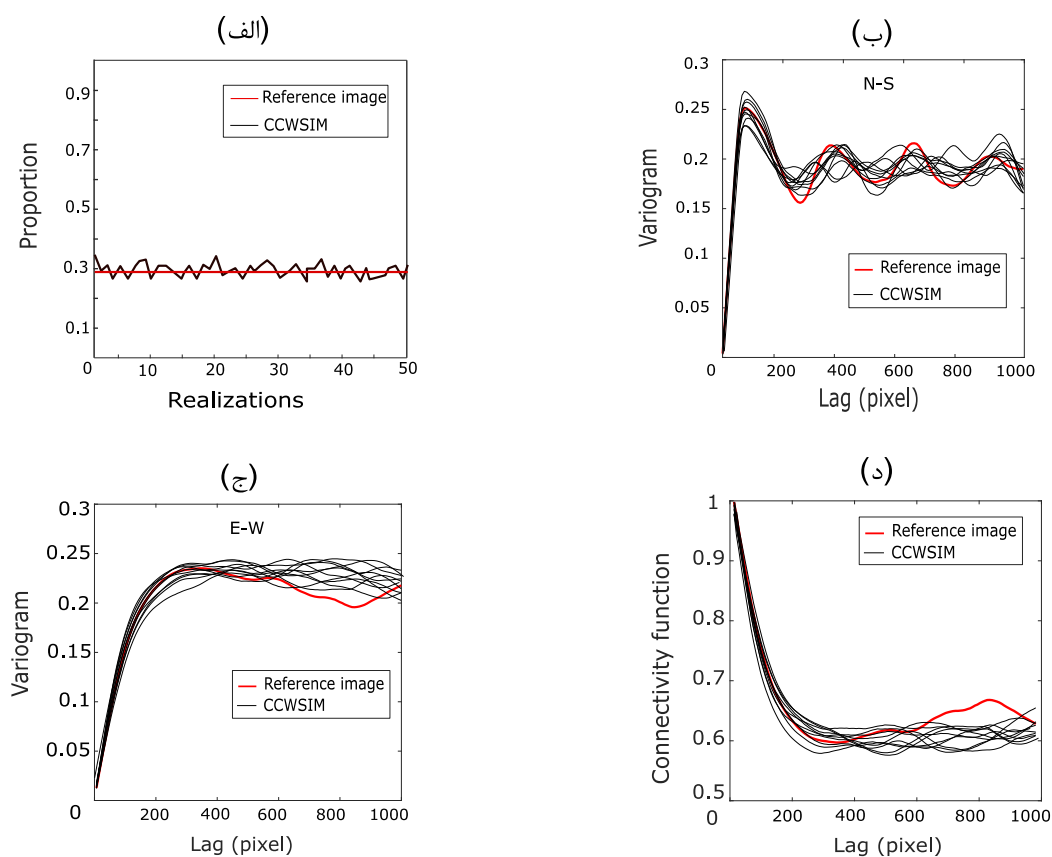
در این بخش، برخی آمارها شامل نسبت رخساره^۱، واریوگرام و تابع احتمال پیوستگی^۲ به منظور اعتبارسنجی نتایج تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. هرچند بازتولید آمارهای مراتب پایین‌تر شرط کافی برای بازتولید آمارهای مرتبه بالاتر نیست، ولی بازتولید این آمارها شرط لازم برای بازتولید آمارهای چندنقطه‌ای است (Honarkhah and Caers, 2010).

به عنوان اولین آمار، نسبت رخساره‌ها در تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی و تصویر آموزشی محاسبه شده‌اند. نسب رخساره‌ها در تصویر آموزشی و ۵۰ تحقق از الگوریتم پیشنهادی در شکل (۴-۴) الف نشان داده شده است. روشن است که الگوریتم پیشنهادی به خوبی نسبت رخساره‌ها را در تحقق‌های غیرشرطی بازتولید کرده است.

^۱ Proportion

^۲ Connectivity probability function

در مرحله بعد، واریوگرام ۱۰ تحقق الگوریتم پیشنهادی و تصویر آموزشی در دو راستای شمالی-جنوبی و شرقی-غربی محاسبه شده‌اند. نتایج محاسبه واریوگرام‌ها در راستاهای مذکور به ترتیب در شکل (۴-۴) ب و شکل (۴-۴) ج نشان داده شده است. شیب و سقف واریوگرام‌های تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی سازگاری بالایی با شیب و سقف واریوگرام تصویر آموزشی دارند.



شکل (۴-۴) آماره‌های حاصل از ۱۰ تحقق الگوریتم پیشنهادی: نسبت رخساره (الف)، واریوگرام در راستای شمالی-جنوبی (ب)، شرقی-غربی (ج) و تابع احتمال پیوستگی (د)

تابع احتمال پیوستگی به صورت احتمال اتصال پیکسل‌های یک رخساره در یک فاصله و راستای مشخص تعریف می‌شود (Allard, 1994). آلارد^۱ در سال ۱۹۹۴ تعریفی از تابع احتمال پیوستگی ارائه داد.

^۱Allard

با استفاده از این تعریف می‌توان پیوستگی را برای مقادیر شاخص محاسبه کرد. اگر X مجموعه پیکسل‌هایی باشد که الگوی فضایی را تشکیل می‌دهد و A به صورت مجموعه پیکسل‌های در X با مقادیر $Z = 1$ تعریف شود، دو پیکسل x و x' در A پیوسته هستند (با علامت $x \leftrightarrow x'$ نشان داده می‌شود). اگر یک مسیر پیوسته همسایگی از پیکسل‌ها متعلق به $A(x_1, \dots, x_n \in A)$ وجود داشته باشد. تابع $\tau(h)$ نشان‌دهنده احتمال وابسته به فاصله‌ای است که هر پیکسل x در A را به هر پیکسل از $x + h$ در X متصل می‌کند. در اینجا h فاصله بین دو پیکسل موردنظر است. به بیان ساده، تابع احتمال پیوستگی به صورت احتمال متعلق بودن دو پیکسل از شبکه شبیه‌سازی به یک رخساره خاص طبق رابطه (۳-۴) تعریف می‌شود.

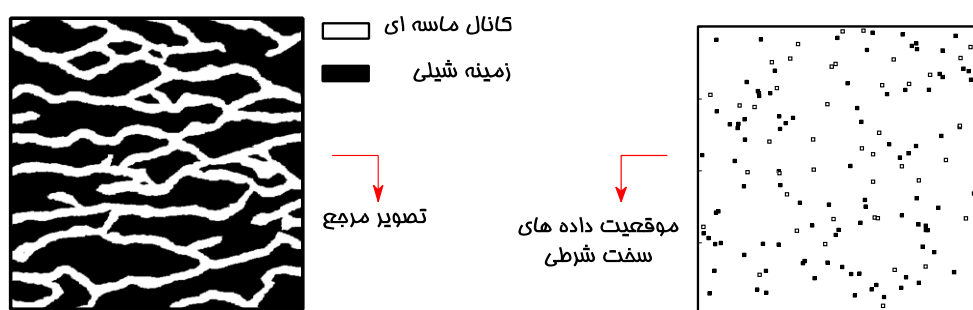
$$\tau(h) = P(x \leftrightarrow x + h) | x \in A, x + h \in X \quad (3-4)$$

از آنجا که راستای اصلی کانال‌های ماسه‌ای در تحقق‌ها و تصویر آموزشی شرقی-غربی است، تابع احتمال پیوستگی در این راستا محاسبه شده است. تابع احتمال پیوستگی تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی و تصویر آموزشی در شکل (۴-۴) د نشان داده شده است. همان طور که از شکل مشخص است تابع احتمال پیوستگی در تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی سازگاری خوبی با تابع احتمال پیوستگی تصویر آموزشی دارد.

۴-۴ شبیه‌سازی شرطی

در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی شرطی با دیگر الگوریتم‌های شبیه‌سازی چندنقطه-ای مقایسه می‌شود. نخست با استفاده از الگوریتم SNESIM یک تحقق غیرشرطی از تصویر آموزشی ایجاد می‌شود.

این تحقق غیرشرطی به عنوان تصویر مرجع^۱ برای استخراج داده‌های شرطی مورد استفاده قرار می‌گیرد. سپس تعداد ۱۵۰ داده شرطی از تصویر مرجع استخراج می‌شود. تصویر مرجع و داده‌های شرطی مستخرج از آن در شکل (۴-۵) نشان داده شده است.



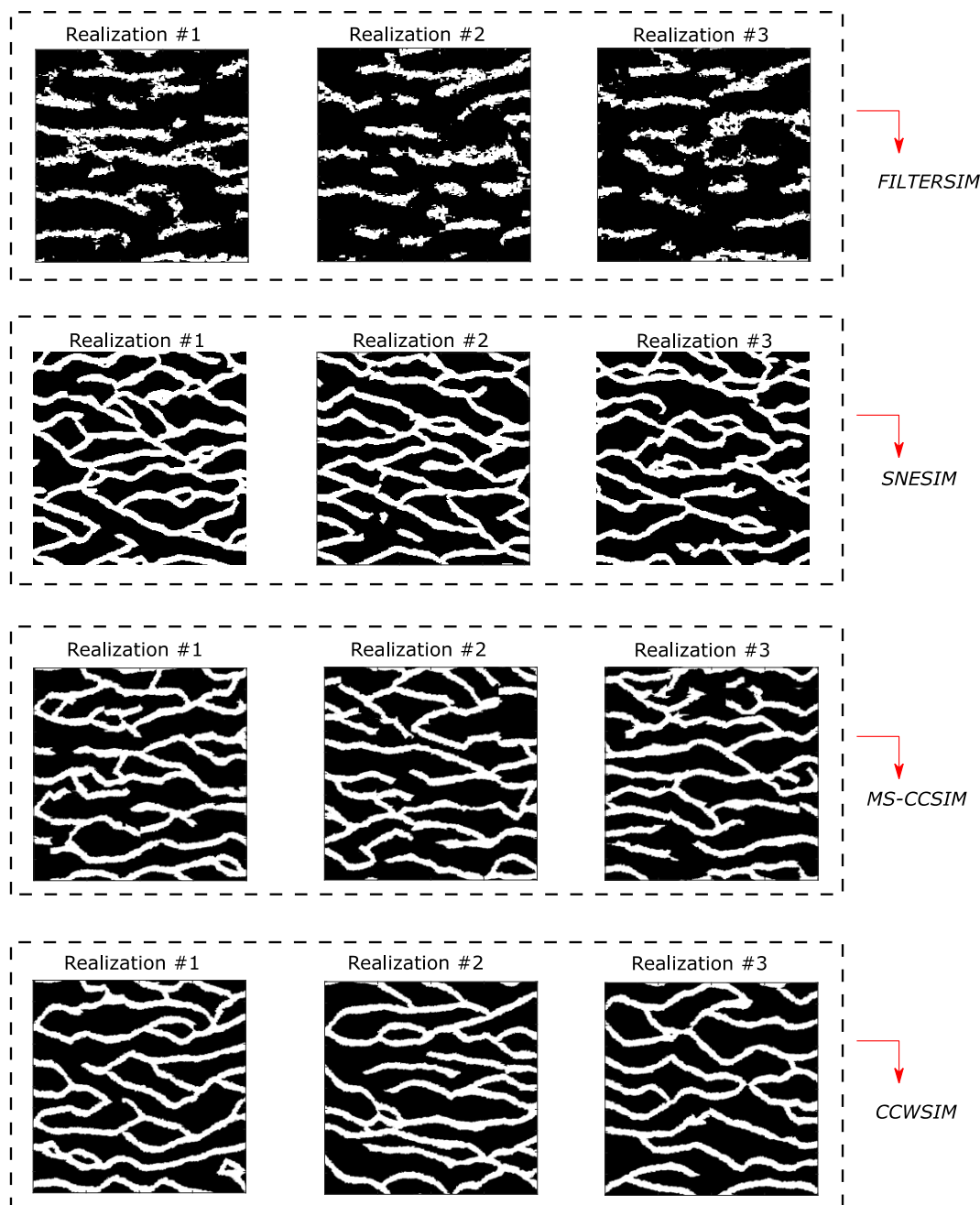
شکل (۴-۵) تصویر مرجع و داده‌های شرطی استخراج شده از آن

پارامترهای ورودی شبیه‌سازی برای هر الگوریتم مشابه پارامترهای ورودی در شبیه‌سازی غیرشرطی و مطابق جدول (۴-۲) انتخاب شده‌اند. تحقق‌های مختلفی برای هر کدام از الگوریتم‌های چندنقطه‌ای و الگوریتم پیشنهادی تولید شده‌اند. تعداد ۳ تحقق برای هر الگوریتم به تصادف انتخاب شده و در شکل (۴-۶) نشان داده شده است.

۴-۴-۱ مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها در شبیه‌سازی شرطی

مقایسه بصری نتایج حاصل از تحقق‌های شرطی نشان می‌دهد که میزان پیوستگی‌ها ساختارها در تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی بیشتر از الگوریتم MS-CCSIM دیگر است. هرچند الگوریتم SNESIM ساختارهای بسیار پیوسته‌ای بازتولید کرده است؛ ولی به نظر می‌رسد این ساختارها سازگاری مناسبی با الگوهای تصویر آموزشی ندارند. الگوریتم FILTERSIM در بازتولید الگوهای تصویر آموزشی عملکرد مطلوبی از خود نشان نمی‌دهد.

^۱ Reference Image (RI)



شکل (۴-۶) شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی کانال برای الگوریتم‌های FILTERSIM, SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

هرچند مشاهدات بصری که یکی از معمول‌ترین روش‌های مقایسه عملکرد الگوریتم‌های چندنقطه‌ای به شمار می‌رود، عملکرد مطلوب‌تر الگوریتم پیشنهادی را نسبت به دیگر الگوریتم‌ها نشان می‌دهد ولی در این رساله برای مقایسه کمی و دقیق‌تر بین دقت بازتولید آماره‌های چندنقطه‌ای در تحقق‌های الگوریتم‌های مختلف از معیاری به نام آنالیز فاصله استفاده شده است. در بخش بعدی این معیار شرح داده می‌شود و سپس نتایج مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها با استفاده از این معیار ارائه خواهند شد.

۴-۴-۲ آنالیز فاصله

معیار آنالیز فاصله توسط تان^۲ و همکاران به منظور مقایسه کمی عملکرد الگوریتم‌های شبیه‌سازی چندنقطه‌ای پیشنهاد شده است. (Tan et al., 2014) از آنجا که تغییرات آماری در مقیاس‌های چندگانه رخ می‌دهند، ایشان پیشنهاد کردند تصویر آموزشی و تحقق‌های حاصل از آن در وضوح^۳ و مقیاس‌های مختلف تهیه شوند. به طور دقیق‌تر، بازتولید آماره‌های تصویر آموزشی نه تنها در مقیاس اصلی ارزیابی می‌شود، بلکه در شبکه‌های با وضوح و مقیاس‌های بزرگ‌تر نیز بررسی می‌شود.

روش آنالیز فاصله بر اساس دو پارامتر طراحی شده است: (۱) بازتولید الگوهای تصویر آموزشی در داخل تحقق‌ها و (۲) تغییرپذیری بین تحقق‌ها (فضای عدم قطعیت). در این روش الگوریتم A عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم B دارد اگر آماره‌های (الگوهای) تصویر آموزشی بهتر بازتولید شوند و در عین حال فضای عدم قطعیت یا تغییرپذیری بین تحقق‌های تولید شده بزرگ‌تر باشد. در نهایت عملکرد الگوریتم‌های چندنقطه‌ای بر اساس نسبتی از این دو پارامتر رتبه‌بندی می‌شود.

^۱ ANalysis Of DIstance (ANODI)

^۲ Tan

^۳ resolution

در روش آنالیز فاصله تصویر آموزشی و تحقق‌ها به هرمی از تصاویر با مقیاس درشت^۱ مختلف تبدیل می‌شوند. تعداد سطوح این مقیاس‌ها در تصویر آموزشی و تحقق‌ها باید یکسان در نظر گرفته شوند. سپس در هر مقیاس الگوهای موجود در تصویر آموزشی و تحقق‌ها بر اساس الگوریتم k -means خوشه‌بندی می‌شوند. هر خوشه نیز با توجه به فراوانی الگوهای موجود در آن و یک نشان دسته که میانگینی از الگوهای هر خوشه است، مشخص می‌شود. به صورت ریاضی، اگر ti به عنوان یک تصویر آموزشی در نظر گرفته شود، این تصویر به تعدادی تصاویر با وضوح متفاوت ($g = 1, 2, \dots, G$) طبق رابطه (۴-۴) می‌تواند بسط داده شود.

$$ti \rightarrow ti = \{ti_1, ti_2, \dots, ti_G\} \quad (۴-۴)$$

به طریق مشابه، هر تحقق $l = 1, 2, \dots, L$ که با الگوریتم k تولید شده است، طبق رابطه (۴-۵) به تحقق‌هایی با وضوح مختلف بسط داده می‌شود.

$$re_k^l \rightarrow \{re_k^l = re_{k,1}^l, re_{k,2}^l, \dots, re_{k,G}^l\} \quad (۵-۴)$$

از آنجا که نتایج خوشه‌بندی بین تصویر آموزشی و تحقق‌ها باید قابل مقایسه باشند، الگوهای هر تحقق با محاسبه فواصل آنها با نشان دسته تصویر آموزشی خوشه‌بندی می‌شوند و هر الگو با توجه به نزدیک‌ترین نشان دسته در خوشه مورد نظر قرار می‌گیرد. در واقع با این روش تعداد نشان دسته‌ها برای خوشه‌های تصویر آموزشی و تحقق‌ها یکسان می‌شود.

مراحل فوق از نظر ریاضی به صورت رابطه (۴-۶) برای تصویر آموزشی بیان می‌شود. هر سطح وضوح به صورت یک لیست که هیستوگرام‌های الگوی مبتنی بر خوشه^۲ (CHP) نامیده می‌شوند، خلاصه می‌شود.

$$\{ti_1, ti_2, \dots, ti_G\} \rightarrow \{CHP(ti_1), CHP(ti_2), \dots, CHP(ti_G)\} \quad (۶-۴)$$

^۱ Coarse scale

^۲ Cluster based Histogram of Pattern (CHP)

به طور مشابه هر تحقق l که توسط الگوریتم k ایجاد شده است، می‌تواند به صورت رابطه (۷-۴) خلاصه شود.

$$\{re_{k,1}^l, re_{k,2}^l, \dots, re_{k,G}^l\} \rightarrow \{CHP(re_{k,1}^l), CHP(re_{k,2}^l), \dots, CHP(re_{k,G}^l)\} \quad (۷-۴)$$

هر بردار CHP شامل فراوانی الگوهای مختلف در هر خوشه است. بنابراین تصویر آموزشی با وضوح g را می‌توان به صورت رابطه (۸-۴) بیان کرد؛ به طوری که در آن C_g تعداد خوشه‌ها در سطح وضوح g است.

$$CHP(ti_g) = \{CHP_1(ti_g), \dots, CHP_{C_g}(ti_g), \dots, CHP_{C_g}(ti_g)\} \quad (۸-۴)$$

پس از تجزیه تصویر آموزشی و تحقق‌ها به وضوح‌های مختلف باید دو فاصله محاسبه شود. فاصله اول بازتولید الگوهای تصویر آموزشی در تحقق‌ها را ارزیابی می‌کند و فاصله دوم تغییرپذیری (فضای عدم قطعیت) بین تحقق‌ها را بررسی می‌کند. برای محاسبه فاصله اول، فاصله بین CHP های تحقق‌هایی که با الگوریتم k تولید شده‌اند و تصویر آموزشی محاسبه می‌شود. برای محاسبه فاصله از یک کمیتی به نام دیورژانس جنسن-شانون^۱ استفاده می‌شود. بنابراین با استفاده از CHP ها و در یک سطح چندوضوحی g ، فاصله بین l امین تحقق و تصویر آموزشی طبق رابطه (۹-۴) محاسبه می‌شود.

$$d_{J,S,g}(re_k^l, ti) = \frac{1}{2} \sum_{c_g=1}^{C_g} CHP_{c_g}(re_{k,g}^l) \log\left(\frac{CHP_{c_g}(re_{k,g}^l)}{CHP_{c_g}(ti_g)}\right) + \frac{1}{2} \sum_{c_g=1}^{C_g} CHP_{c_g}(ti_g) \log\left(\frac{CHP_{c_g}(ti_g)}{CHP_{c_g}(re_{k,g}^l)}\right) \quad (۹-۴)$$

به طوری که c_g شمارنده برای تعداد خوشه‌های C_g در هر سطح وضوح g است.

مشابه همین رابطه برای محاسبه فاصله بین تحقق‌ها $(d_{J,S,g}(re_k^l, re_{k'}^l))$ در هر سطح وضوح g استفاده می‌شود. پس از محاسبه فاصله بین تحقق‌ها و فاصله بین تصویر آموزشی میانگین هر کدام از این

^۱ Jensen - Shannon Divergence

فاصله‌ها باید محاسبه شود. تغییرپذیری بین تحقق‌ها به صورت میانگین تمامی فاصله‌ها برای هر سطح وضوح g طبق رابطه (۱۰-۴) محاسبه می‌شود.

$$d_{g,k}^{between} = \frac{1}{L(L-1)} \sum_{l=1}^L \sum_{l'=1}^L d_{JS,g}(re_k^l, re_k^{l'}) \quad (10-4)$$

به همین ترتیب، میانگین تغییرپذیری در داخل تحقق‌ها که معیاری از قابلیت بازتولید الگوهای تصویر آموزشی است، در سطح وضوح g طبق رابطه (۱۱-۴) محاسبه می‌شود.

$$d_{g,k}^{within} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L d_{JS,g}(re_k^l, ti) \quad (11-4)$$

پس از محاسبه میانگین فاصله بین تحقق‌ها و میانگین فاصله در داخل هر تحقق در وضوح‌های مختلف، می‌توان به ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های چندنقطه‌ای بر اساس آماره‌های چندنقطه‌ای پرداخت. برای رتبه‌بندی عملکرد الگوریتم k نسبت به الگوریتم m از نسبت فاصله‌های بین تحقق‌ها به فاصله‌های درون تحقق‌ها استفاده می‌شود. نسبت بین تغییرپذیری بین تحقق‌ها در الگوریتم k نسبت به الگوریتم m طبق رابطه (۱۲-۴) محاسبه می‌شود.

$$r_{k,m}^{between} = \sum_{g=1}^G w_g \frac{d_{g,k}^{between}}{d_{g,m}^{between}} \quad (12-4)$$

در رابطه فوق w_g از رابطه (۱۳-۴) محاسبه می‌شود.

$$w_g = \frac{1}{2^g} \quad (13-4)$$

در واقع w_g معیاری برای وزن‌دهی به شبکه‌های با وضوح مختلف است. به گونه‌ای که طبق این پارامتر شبکه‌های با وضوح بالاتر وزن بیشتری نسبت به شبکه‌های با وضوح پایین‌تر می‌گیرند.

به صورت مشابه نسبت تغییرپذیری در داخل تحقق‌ها برای الگوریتم k نسبت به الگوریتم m از رابطه (۴-۱۴) محاسبه می‌شود.

$$r_{k,m}^{within} = \sum_{g=1}^G w_g \frac{d_{g,k}^{within}}{d_{g,m}^{within}} \quad (14-4)$$

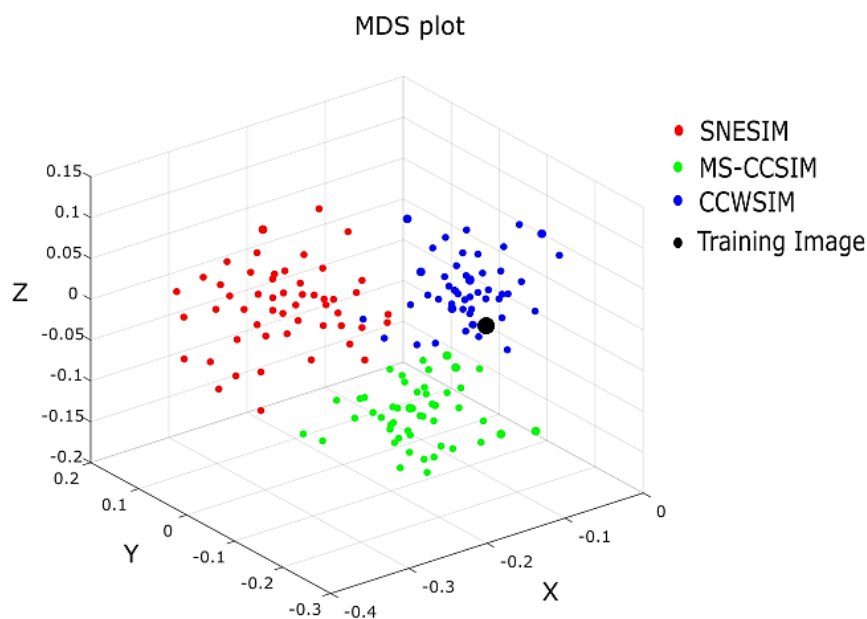
در نهایت می‌توان با نسبت‌هایی که از روابط (۴-۱۲) و (۴-۱۴) بدست آمده است و ترکیبی از این نسبت‌ها به رابطه (۴-۱۵) رسید و نسبت کل فاصله جنسن-شانون را برای رتبه‌بندی الگوریتم‌ها محاسبه کرد.

$$r_{k,m}^{total} = \frac{r_{k,m}^{between}}{r_{k,m}^{within}} \quad (15-4)$$

طبق تعریف الگوریتم k نسبت به الگوریتم m دارای عملکرد بهتری است، اگر مقدار نسبت کلی فاصله آن با توجه به رابطه فوق بیشتر از ۱ باشد.

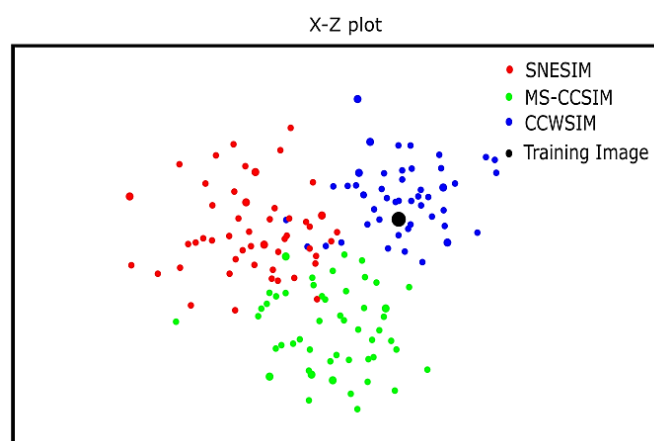
از آنجا که الگوریتم FILTERSIM به طور مشهودی عملکرد ضعیف‌تری نسبت به دیگر الگوریتم‌های شبیه‌سازی چندنقطه‌ای از خود نشان داده است و ناپیوستگی‌های ساختاری فراوانی در تحقق‌های شرطی به دست آمده از این الگوریتم به وضوح به چشم می‌خورند، از مقایسه کمی عملکرد این الگوریتم با استفاده از معیار آنالیز فاصله با دیگر الگوریتم‌ها چشم‌پوشی می‌شود. بدیهی است که مقایسه کمی نتایج الگوریتم FILTERSIM عملکرد ضعیف این الگوریتم را در بازتولید آماره‌های چندنقطه‌ای تصویر آموزشی نسبت به سایر الگوریتم‌ها نشان خواهد داد. برای مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها بر اساس آنالیز فاصله از سه سطح وضوح برای تصویر آموزشی و تحقق‌ها استفاده شده است. نتایج حاصل از آنالیز فاصله برای الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی با مقیاس چند بعدی^۱ در شکل (۴-۷) نشان داده شده است.

^۱ Multi-Dimensional Scaling (MDS)



شکل (۷-۴) نمایش فواصل جنسون-شانون در مقیاس چند بعدی برای تحقق‌های الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

همچنین برای مشاهده بهتر روابط نسبی بین تحقق‌های هر الگوریتم و تصویر آموزشی، طرح دو بعدی نقاط بر روی صفحه $X-Z$ در شکل (۸-۴) نشان داده شده است.



شکل (۸-۴) نمایش دو بعدی ($X-Z$) فواصل جنسون-شانون برای تحقق‌های الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

هر کدام از نقاط رنگی در این شکل‌ها نشان‌دهنده یک تحقق از هر الگوریتم چندنقطه‌ای است که فاصله جنسن-شانون هر تحقق را نسبت به تصویر آموزشی (نقطه سیاه) نشان می‌دهد. همان طور که از شکل‌ها پیداست ابر پراکندگی تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی (نقاط آبی) فاصله نسبی کمتری با تصویر آموزشی (نقطه سیاه) دارد. این بدین معنی است که الگوریتم پیشنهادی آماره‌های چندنقطه‌ای را با دقت بالاتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر بازتولید کرده است.

علاوه بر این، به منظور مقایسه کمی مقادیر میانگین فواصل جنسن-شانون برای هر کدام از الگوریتم‌ها محاسبه و در جدول (۴-۴) ارائه شده است.

جدول (۴-۴) میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم‌های MS-CCSIM، SNESIM و الگوریتم پیشنهادی

وضوح	فاصله داخل تحقق‌ها			فاصله بین تحقق‌ها		
	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳
SNESIM	۵/۰۱۳	۵/۱۰۹	۶/۲۴۱	۰/۰۳۶	۰/۰۴۴	۰/۰۵۵
MS-CCSIM	۳/۳۵۱	۴/۷۵۲	۵/۹۴۸	۰/۰۳۴	۰/۰۴۲	۰/۰۵۴
CCWSIM	۲/۲۱۷	۳/۱۸۲	۴/۷۳۱	۰/۰۳۵	۰/۰۴۳	۰/۰۵۴

همان طور که از جدول مشخص است، در الگوریتم SNESIM تغییرپذیری بین تحقق‌ها (فضای عدم قطعیت) بیشتر از الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی است. البته این موضوع تا حدود زیادی در شکل (۴-۸) مشاهده می‌شود. به طوری که ابر پراکندگی تحقق‌های الگوریتم SNESIM دارای پراکندگی بیشتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر است. از طرف دیگر، فاصله میانگین درون تحقق‌ها در الگوریتم SNESIM که ملاکی برای بازتولید آماره‌های تصویر آموزشی است از الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی بیشتر است. این مسأله نشان‌دهنده عملکرد ضعیف‌تر این الگوریتم در بازتولید آماره‌های چندنقطه‌ای تصویر آموزشی است. هر چند الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی فاصله میانگین بین تحقق‌های (فضای

عدم قطعیت) تقریباً مشابهی از خود نشان می‌دهند ولی در الگوریتم پیشنهادی فاصله میانگین درون تحقق‌ها کمتر از الگوریتم MS-CCSIM است.

برای جمع‌بندی موارد فوق به صورت کمی و رتبه‌بندی عملکرد الگوریتم‌ها، نسبت فواصل بین تحقق‌ها به فواصل درون تحقق‌ها بر اساس رابطه (۴-۱۵) محاسبه شده است. نتایج محاسبات نشان می‌دهد که نسبت فاصله کلی الگوریتم MS-CCSIM به الگوریتم SNESIM برابر $1/0.9$ ، الگوریتم CCWSIM به الگوریتم MS-CCSIM برابر $1/32$ و نسبت فاصله الگوریتم CCWSIM به الگوریتم SNESIM برابر $1/64$ است. با توجه به مقادیر به دست آمده، الگوریتم پیشنهادی، MS-CCSIM و SNESIM به ترتیب در رتبه اول تا سوم رتبه‌بندی می‌شوند.

مقایسه زمان شبیه‌سازی‌ها برای الگوریتم‌های مختلف در جدول (۴-۵) ارائه شده است. زمان شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM و MS-CCSIM به ترتیب حدود ۹۳۵، ۲۶۷ و ۱۰ مرتبه کمتر بوده است.

جدول (۴-۵) زمان میانگین شبیه‌سازی شرطی برای الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم	زمان شبیه‌سازی
FILTERSIM	۱۶۸۰۰ ثانیه
SNESIM	۴۵۵۲ ثانیه
MS-CCSIM	۱۷۵ ثانیه
CCWSIM	۱۷ ثانیه

۴-۳-۴ بررسی دقت شرطی‌سازی

محاسبه دقت شرطی‌سازی الگوریتم‌های چندنقطه‌ای بر اساس عملکرد الگوریتم‌ها در نقاط شرطی و مقایسه رخساره‌های شبیه‌سازی شده در این نقاط با داده‌های شرطی انجام می‌شود. بنابراین تعداد عدم تطابق‌ها در

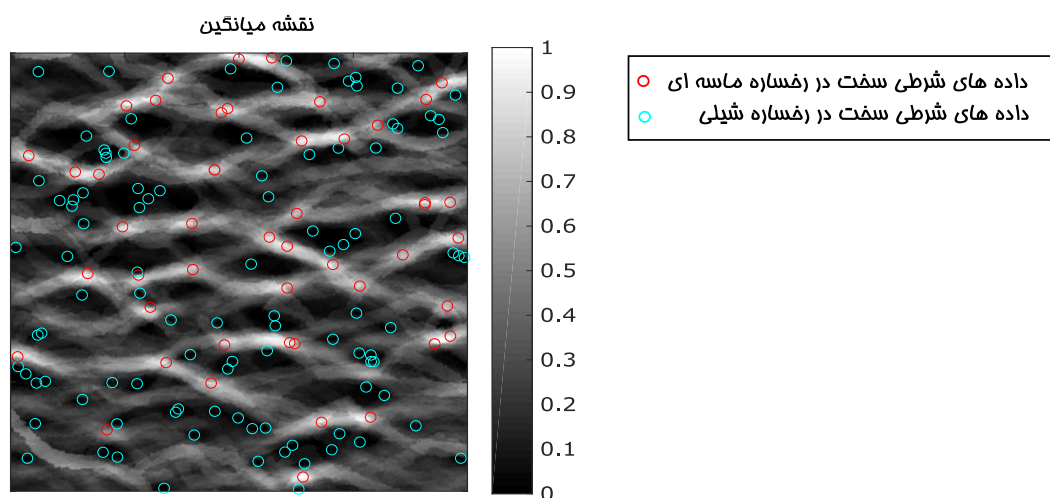
نقاط شرطی شبیه‌سازی شده به عنوان معیاری از خطا برای هر الگوریتم چندنقطه‌ای در نظر گرفته می‌شود. به عنوان مثال اگر الگوریتمی از ۱۰۰ داده شرطی شبیه‌سازی شده تعداد ۱۰ داده را به درستی در رخساره‌های مطابق با داده‌های شرطی شبیه‌سازی نکند، دقت شرطی‌سازی برابر $(\frac{100-10}{100} \times 100 = 90)$ درصد خواهد شد. از آنجا که در تصویر آموزشی کانال رخساره ماسه‌ای نسبت کمتری در مقایسه با رخساره شیلی دارد (۰/۲۷ در مقابل ۰/۷۳) بنابراین بهتر است به جای بررسی دقت کلی شرطی‌سازی، دقت شرطی‌سازی بر اساس نسبت رخساره‌های ماسه‌ای بررسی شود. به همین منظور تعداد داده‌های شرطی در رخساره ماسه‌ای محاسبه شده است. از بین ۱۵۰ داده شرطی تعداد ۴۸ داده شرطی در رخساره ماسه‌ای قرار گرفته‌اند. از آنجا که الگوریتم SNESIM موقعیت داده‌های شرطی را در شبکه شبیه‌سازی مجدداً شبیه‌سازی نمی‌کند، بنابراین بررسی دقت شرطی‌سازی در نقاط شرطی برای این الگوریتم عملاً نمی‌تواند معیاری برای ارزیابی دقت شرطی‌سازی در الگوریتم مذکور به شمار آید. همچنین ایجاد تحقق‌های مختلف با توجه به زمان بسیار زیاد شبیه‌سازی الگوریتم FILTERSIM امکان‌پذیر نیست. از این رو تنها دقت شرطی‌سازی در این الگوریتم با بررسی ۳ تحقق و برای الگوریتم‌های دیگر با بررسی ۱۰ تحقق انجام می‌شود. نتایج مقایسه دقت شرطی‌سازی در نقاط شرطی داده‌های سخت در رخساره ماسه‌ای در جدول (۴-۶) نشان داده شده است.

جدول (۴-۶) مقایسه دقت (برحسب درصد) شرطی‌سازی الگوریتم‌های FILTERSIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در رخساره ماسه‌ای

الگوریتم/تحقق	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
FILTERSIM	۷	۸	۷	-	-	-	-	-	-	-
	تعداد عدم تطابق	۸۵	۸۳	۸۵	-	-	-	-	-	-
MS-CCSIM	۶	۴	۵	۴	۴	۵	۵	۶	۴	۴
	دقت	۸۷	۹۲	۸۹	۹۲	۹۲	۸۹	۸۷	۹۲	۹۲
CCWSIM	۴	۲	۳	۲	۴	۳	۲	۲	۳	۳
	تعداد عدم تطابق	۹۶	۹۴	۹۴	۹۶	۹۴	۹۶	۹۶	۹۴	۹۴
	دقت	۹۲	۹۶	۹۴	۹۴	۹۴	۹۶	۹۶	۹۴	۹۴

نتایج ارزیابی شرطی‌سازی الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی بیشترین دقت شرطی‌سازی نسبت به سایر الگوریتم‌ها را داراست. البته ذکر این نکته ضروریست که الگوریتم FILTERSIM در شرطی‌سازی داده‌ها به پیوستگی ساختارها توجه کافی نمی‌کند.

به منظور مشاهده بصری عملکرد الگوریتم پیشنهادی در نقاط شرطی، نقشه میانگین^۱ حاصل از ۱۰۰ تحقق شرطی محاسبه و در شکل (۹-۴) نشان داده شده است. برای تمایز بهتر رخساره‌های موجود، داده‌های شرطی در رخساره‌های ماسه‌ای و شیلی به ترتیب با رنگ‌های قرمز و سبز متمایز شده‌اند. همان‌طور که از شکل پیداست، سازگاری بالایی در نقاط شرطی و رخساره‌ها در الگوهای بازتولید شده دیده می‌شود که این مشاهدات کیفی کاملاً همسو با نتایج کمی حاصل از محاسبه دقت شرطی‌سازی در الگوریتم پیشنهادی است.

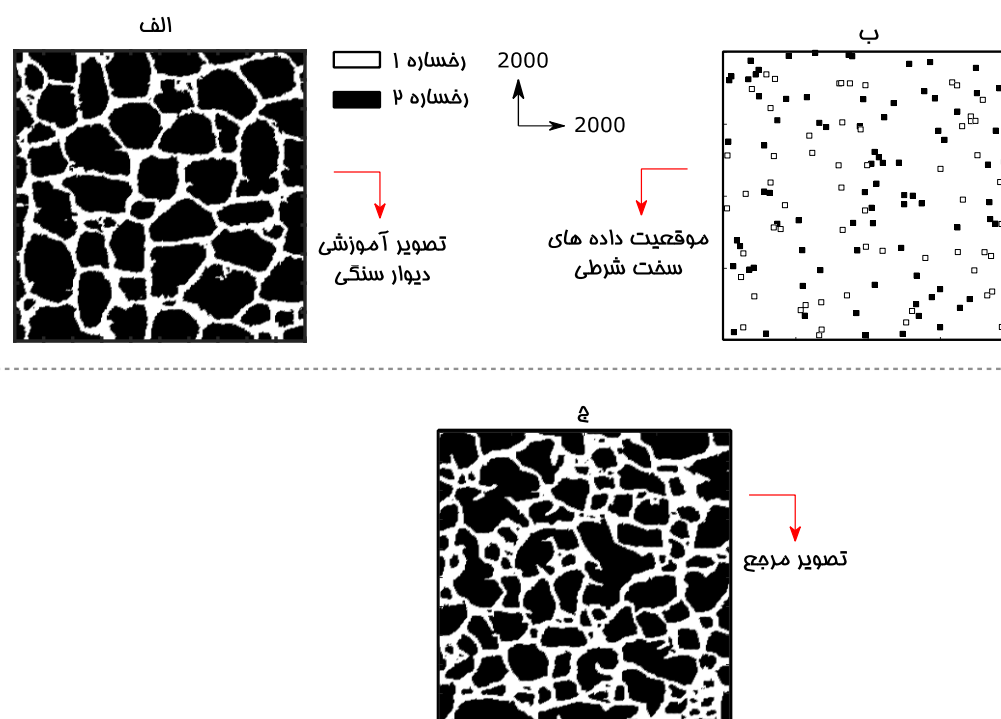


شکل (۹-۴) نقشه میانگین حاصل از ۱۰۰ تحقق شرطی تولید شده توسط الگوریتم پیشنهادی

^۱ Ensemble average

۴-۵ تصویر آموزشی دیوار سنگی^۱

برای تعمیم عملکرد الگوریتم پیشنهادی و بررسی عملکرد آن در تصاویر آموزشی مختلف از تصویر آموزشی دیگری به نام دیوار سنگی استفاده شده است (Zhang et al., 2006). این تصویر نیز همانند تصویر آموزشی کانال از دو رخساره تشکیل شده است؛ با این تفاوت که پیچیدگی‌های ساختاری در این تصویر بیشتر از تصویر آموزشی کانال است. همچنین تصویر آموزشی دیوار سنگی پیوستگی بالایی در یکی از رخساره‌ها از خود نشان می‌دهد. مانند تصویر آموزشی کانال، یک شبیه‌سازی غیرشرطی با استفاده از الگوریتم SNESIM به منظور استخراج داده‌های شرطی سخت انجام می‌شود. تصویر آموزشی دیوار سنگی، تصویر مرجع و داده‌های شرطی سخت در شکل (۴-۱۰) نشان داده شده است.



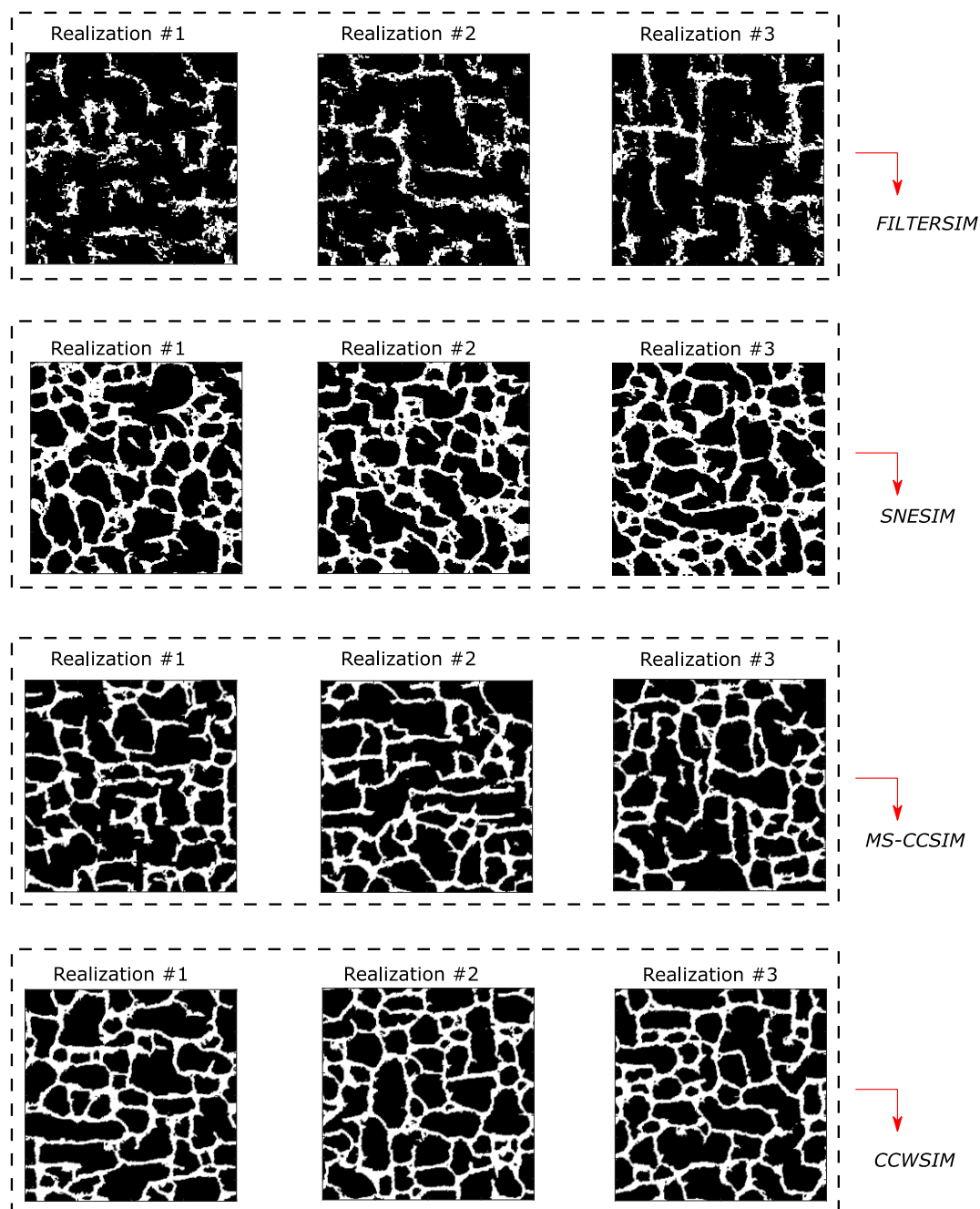
شکل (۴-۱۰) تصویر آموزشی دیوار سنگی (الف)، داده‌های شرطی مستخرج (ب) و تصویر مرجع (ج)

^۱ Stone wall

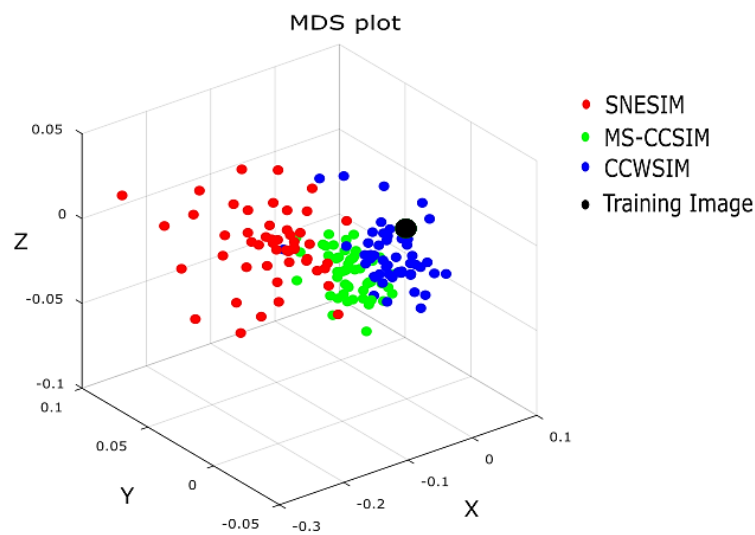
تمامی پارامترهای ورودی الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی برابر و مطابق با جدول (۴-۲) است. اندازه قالب جستجو برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی بر اساس آنتروپی شانون 200×200 تعیین شده است. از آنجا که تصویر آموزشی دیوار سنگی نسبت به تصویر آموزشی کانال پیچیدگی‌های ساختاری بیشتری دارد، برخی از پارامترهای ورودی الگوریتم‌های FILTERSIM و SNESIM نسبت به تصویر آموزشی اول تغییر داده شده‌اند. البته با افزایش برخی از پارامترهای ورودی مانند تعداد خوشه‌ها در الگوریتم FILTERSIM و یا تعداد شبکه‌های چندگانه در الگوریتم SNESIM زمان شبیه‌سازی این الگوریتم‌ها به شدت بالا می‌رود؛ درحالی که دقت بازتولید الگوها تغییر چشم‌گیری از خود نشان نمی‌دهد. بنابراین پارامترهای ورودی این دو الگوریتم به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که موازنه بین دقت و زمان شبیه‌سازی تا حد امکان رعایت شود.

از میان تحقق‌های متعددی که برای الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی تولید شده است، تعداد ۳ تحقق به تصادف انتخاب شده و در شکل (۴-۱۱) نشان داده شده است.

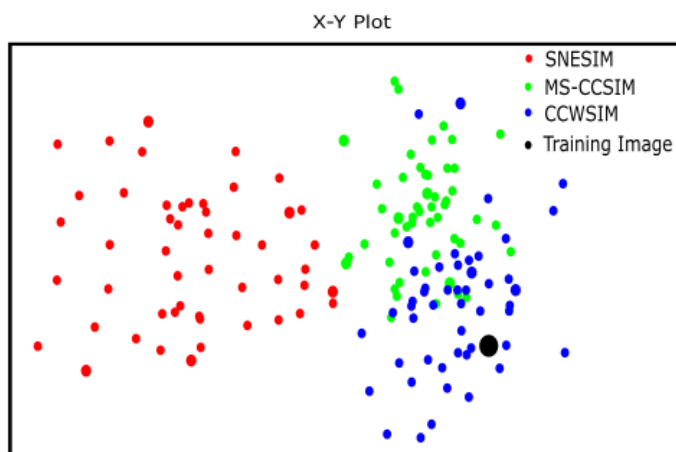
برای ارزیابی کمی عملکرد الگوریتم‌ها در شبیه‌سازی تصویر آموزشی دیوار سنگی از معیار آنالیز فاصله استفاده می‌شود. به دلایلی که در بخش قبل بیان شد و اینکه عملکرد الگوریتم FILTERSIM در تحقق‌های ایجاد شده به طور واضح ضعیف‌تر از سایر الگوریتم‌هاست، از مقایسه کمی عملکرد الگوریتم مذکور بر اساس آنالیز فاصله چشم‌پوشی می‌شود. فواصل جنسن-شانون حاصل از الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی با مقیاس چند-بعدی در شکل (۴-۱۲) نشان داده شده است. همچنین تصویر دو بعدی این شکل بر روی صفحه (X-Y) به منظور تسهیل مقایسه بصری در شکل (۴-۱۳) ارائه شده است.



شکل (۴-۱۱) شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی دیوار سنگی برای الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی



شکل (۴-۱۲) نمایش فواصل جنسون-شانون در مقیاس چند بعدی برای تحقق‌های الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی



شکل (۴-۱۳) نمایش دو بعدی (X-Y) فواصل جنسون-شانون برای تحقق‌های الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

برای رتبه‌بندی عملکرد الگوریتم‌ها، میانگین فواصل جنسون-شانون برای الگوریتم‌های مختلف محاسبه شده و در جدول (۴-۷) آمده است. سپس نسبت فاصله کلی جنسون-شانون برای الگوریتم‌های مختلف محاسبه می‌شود.

جدول (۴-۷) میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

وضوح	فاصله داخل تحقق‌ها			فاصله بین تحقق‌ها		
	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳
SNESIM	۲/۹۸۱	۴/۱۵۱	۵/۳۲۶	۰/۰۲۴	۰/۰۳۵	۰/۰۳۸
MS-CCSIM	۲/۴۳۵	۳/۶۴۲	۴/۷۹۱	۰/۰۲۳	۰/۰۳۳	۰/۰۳۷
CCWSIM	۱/۳۱۱	۲/۳۹۵	۲/۸۴۷	۰/۰۲۶	۰/۰۳۴	۰/۰۳۸

نتایج محاسبه نشان می‌دهد که نسبت فواصل جنسن-شانون الگوریتم پیشنهادی به MS-CCSIM ۱/۵۹، نسبت الگوریتم MS-CCSIM به SNESIM ۱/۰۹ و نسبت الگوریتم پیشنهادی به SNESIM ۱/۸۸ است. در نتیجه بر اساس معیار کمی آنالیز فاصله الگوریتم پیشنهادی با بالاترین رتبه عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر از خود نشان داده است. در رتبه‌ها بعدی به ترتیب الگوریتم MS-CCSIM و SNESIM قرار می‌گیرند. البته این نتایج کمی در سازگاری کامل با مشاهدات بصری هستند؛ به طوری که ناپیوستگی‌ها و الگوهای غیر واقعی در تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM و SNESIM کمتر هستند.

۴-۶ تصویر آموزشی شکستگی^۱

در این بخش از یک تصویر آموزشی دو رخساره‌ای به نام شکستگی برای انجام شبیه‌سازی شرطی الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی استفاده می‌شود. این تصویر آموزشی می‌تواند به عنوان تقلیدی از یک زون دارای شکستگی در یک مخزن نفتی به شمار آید. این تصویر آموزشی شامل شکستگی‌های پیوسته‌ای را در راستای مشخص است. هدف از این بخش بررسی و مقایسه کیفیت بازتولید پیوستگی در شبیه‌سازی شرطی است. در واقع سعی می‌شود بر اساس بازرسی بصری و تعیین تعداد ناپیوستگی‌ها عملکرد الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی به صورت کمی بررسی شود. همانند مثال‌های قبل، به منظور مقایسه

^۱ Fracture

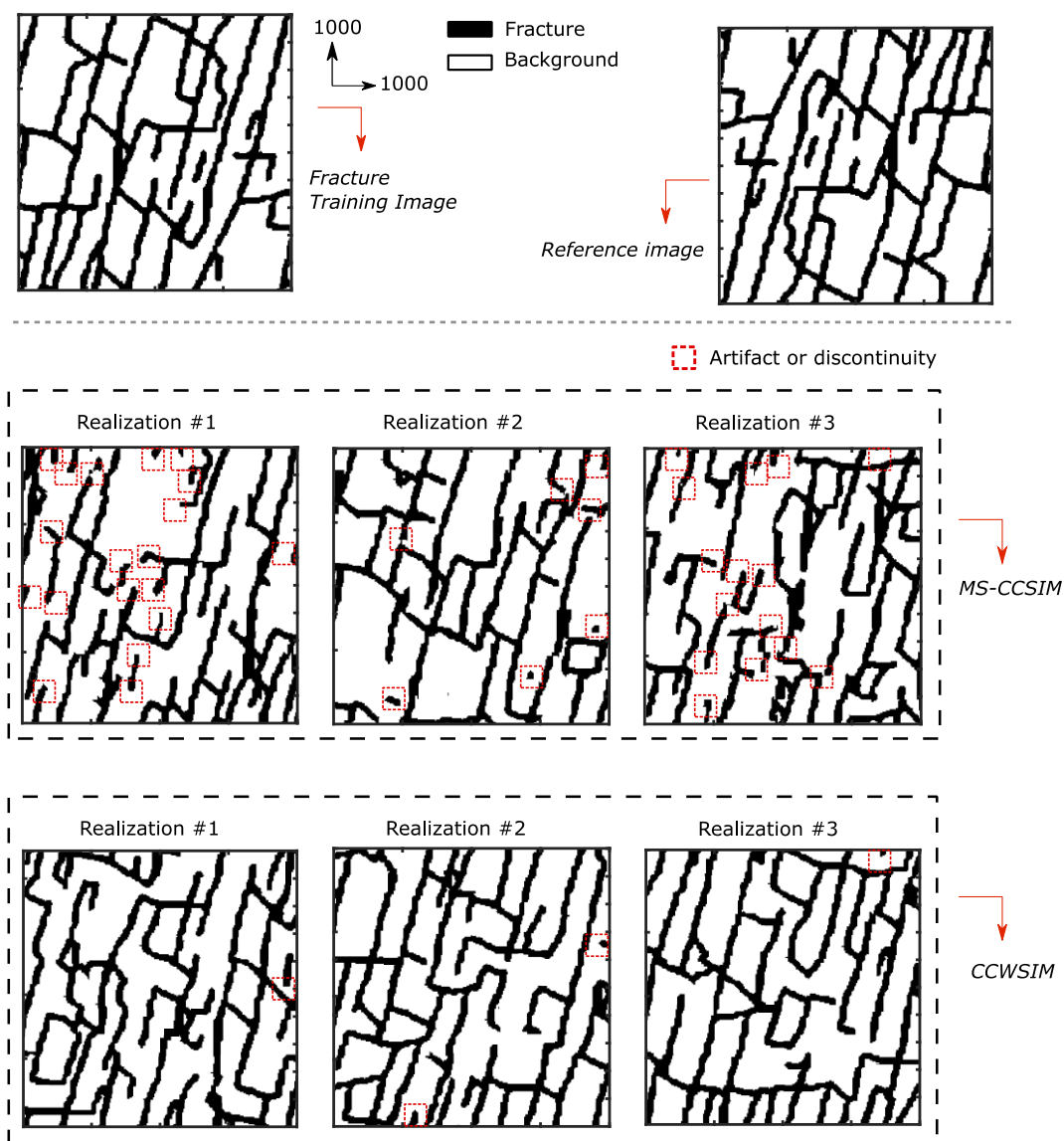
منطقی بین عملکرد الگوریتم‌ها، تمامی پارامترهای ورودی برای هر دو الگوریتم یکسان در نظر گرفته شده‌اند. تعداد ۲۰۰ داده شرطی از تصویر مرجع به عنوان داده سخت استخراج شده است. مشخصات تصویر آموزشی، پارامترهای ورودی شبیه‌سازی در جدول (۴-۸) آمده است.

جدول (۴-۸) پارامترهای ورودی شبیه‌سازی تصویر آموزشی شکستگی

پارامتر	مقدار
ابعاد شبکه شبیه‌سازی	1000×1000
ابعاد الگوی جستجو	100×100
ابعاد ناحیه هم‌پوشانی	16×100
تعداد سطوح تجزیه ویولت	۳

پس از انجام شبیه‌سازی تعداد ۳ تحقق از میان تحقق‌های تولید شده برای هر الگوریتم به صورت تصادفی انتخاب شده است. تصویر آموزشی شکستگی، تصویر مرجع و تحقق‌های شرطی برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در شکل (۴-۱۴) نشان داده شده است.

هر چند استفاده از معیارهای کمی مانند آنالیز فاصله می‌تواند برای بیان کمی دقت شبیه‌سازی در این بخش استفاده شود ولی از آنجا که این معیار در مثال‌های قبلی به دفعات مورد مورد استفاده قرار گرفته است در این بخش صرفاً به بازرسی و مشاهدات بصری برای کمی‌سازی دقت بازتولید الگوها در تحقق‌ها اکتفا شده است. به همین منظور تعداد ناپیوستگی‌ها و الگوهای غیر واقعی در هر تحقق‌های شمارش شده‌اند. البته تعیین تعداد ناپیوستگی‌های و الگوهای غیر واقعی تا حدودی به نظر شخصی کارشناس مربوطه بستگی دارد. به هر حال سعی شده است تعیین این ناپیوستگی‌ها به شیوه‌ای منطقی و با توجه به الگوهای تصویر آموزشی انجام شود. تعداد ناپیوستگی‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در جدول (۴-۹) آمده است. اگر تعداد ناپیوستگی‌ها به عنوان معیاری از دقت شبیه‌سازی در نظر گرفته شوند، دقت الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM به طور میانگین ۹۰ درصد بهبود یافته است.



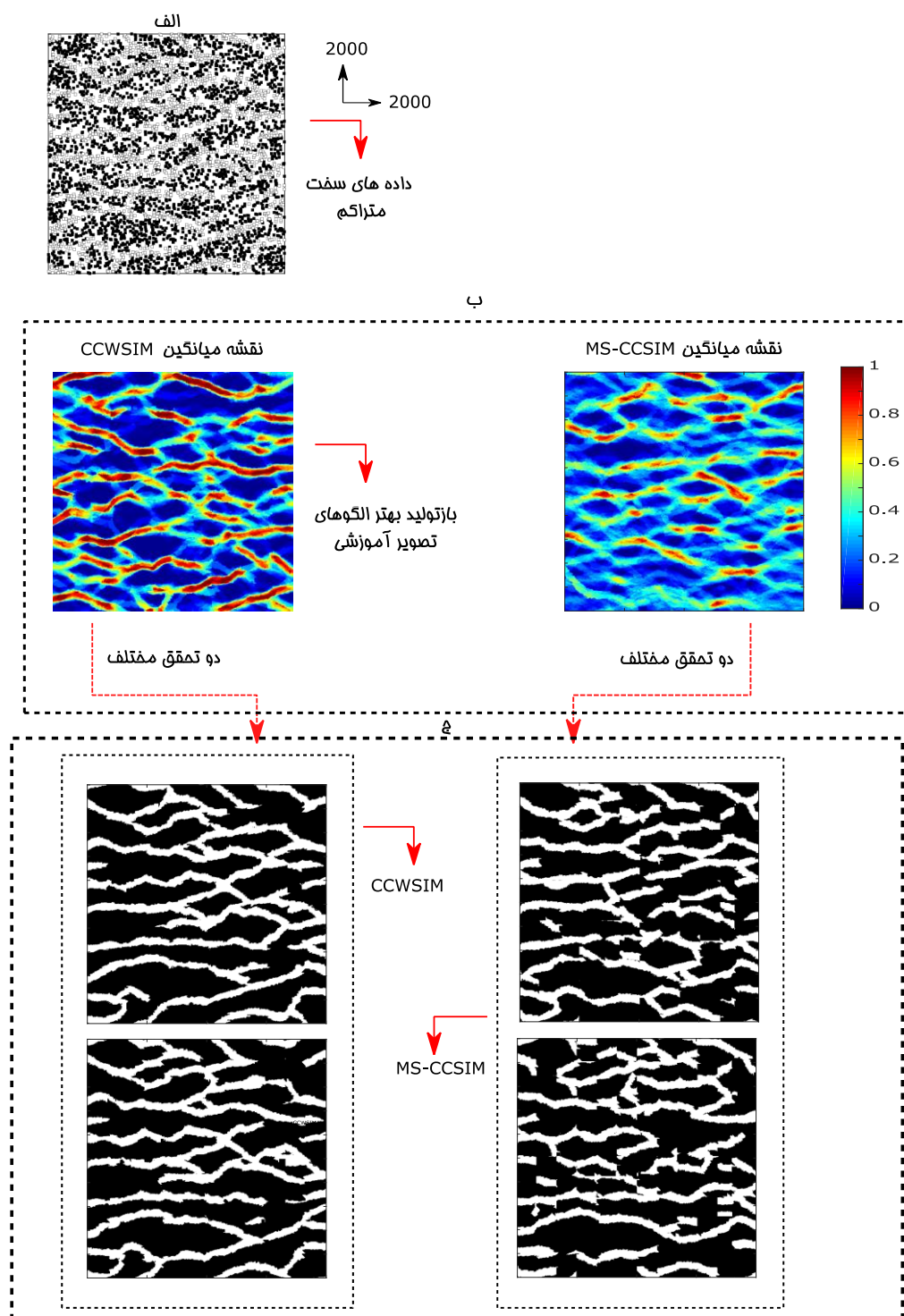
شکل (۴-۱۴) تصویر آموزشی شکستگی (الف)، تصویر مرجع (ب)، شبیه‌سازی شرطی با استفاده از الگوریتم MS-CCSIM (ج) و الگوریتم پیشنهادی (د)

جدول (۴-۹) تعداد ناپیوستگی‌ها در تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی شکستگی

تحقق			الگوریتم
۱	۲	۳	
۱۹	۷	۱۵	MS-CCSIM
۱	۲	۱	CCWSIM

۷-۴ شرطی‌سازی با استفاده از داده‌های سخت متراکم

از آنجا که عملکرد بهتر الگوریتم CCSIM و نسخه تسریع شده آن (MS-CCSIM) در برابر الگوریتم FILTERSIM و SNESIM در مقالات اصلی این الگوریتم‌ها به اثبات رسیده است، بنابراین در ادامه این فصل برخی مقایسه‌ها صرفاً بین الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی انجام می‌شود. روشن است که با ارزیابی الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM که عملکرد مطلوب‌تری نسبت به الگوریتم‌های FILTERSIM و SNESIM دارد، می‌توان به طور ضمنی به قابلیت الگوریتم پیشنهادی در مقابل الگوریتم‌های FILTERSIM و SNESIM نیز پی برد. به طور ساختاری الگوریتم CCWSIM الگوی مورد نظر را از فضای ویژگی تبدیل ویولت استخراج می‌کند؛ که یک فضای کاهش ابعاد یافته است. در مواردی که داده‌های شرطی سخت متراکم در شبکه شبیه‌سازی وجود دارند، ممکن است این نگرانی به وجود آید که الگوریتم پیشنهادی در بازتولید پیوستگی ساختارها با وجود چنین داده‌های سخت متراکمی با مشکل مواجه شود. به همین دلیل، در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی داده‌های شرطی سخت متراکم با الگوریتم MS-CCSIM مقایسه می‌شود. نخست تعداد ۵۰۰۰ داده شرطی از تصویر آموزشی مرجع در شکل (۴-۵) به عنوان داده شرطی استخراج می‌شود. تمامی پارامترهای ورودی برای دو الگوریتم یکسان و مطابق جدول (۴-۲) در نظر گرفته شده‌اند. تعداد ۱۰۰ تحقق شرطی برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی تولید شده است و سپس نقشه میانگین حاصل از تحقق‌های مربوطه محاسبه شده‌اند. شبکه شبیه‌سازی حاوی ۵۰۰۰ داده شرطی، نقشه میانگین حاصل از الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم MS-CCSIM و دو تحقق مختلف برای هر کدام از الگوریتم‌ها در شکل (۴-۱۵) نشان داده شده است.



شکل (۴-۱۵) شبکه شبیه‌سازی با ۵۰۰۰ داده شرطی سخت (الف)، نقشه میانگین حاصل از ۱۰۰ تحقق شرطی الگوریتم- MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی (ب)، دو تحقق شرطی مختلف برای هر کدام از آن‌ها (ج)

مقایسه نقشه میانگین الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم MS-CCSIM نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی در بازتولید ساختارهای سینوسی تصویر آموزشی موفق‌تر عمل کرده است؛ به طوری که ساختارهای منحنی و سینوسی شکل تصویر آموزشی در نقشه میانگین الگوریتم پیشنهادی با وضوح بیشتری نسبت به الگوریتم MS-CCSIM قابل تشخیص هستند. اگرچه برخی ناپیوستگی‌ها در تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی قابل مشاهده است، ولی الگوریتم پیشنهادی به مراتب بهتر از الگوریتم MS-CCSIM پیوستگی ساختارها را حفظ کرده است.

دقت شرطی‌سازی هرکدام از الگوریتم‌ها در جدول (۴-۱۰) ارائه شده است. همان‌طور که از جدول مشخص است الگوریتم پیشنهادی با حفظ پیوستگی ساختارها، دقت بالاتری در شرطی‌سازی داده‌های سخت از خود نشان داده است.

جدول (۴-۱۰) دقت شرطی‌سازی (برحسب درصد) داده‌های سخت متراکم در الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

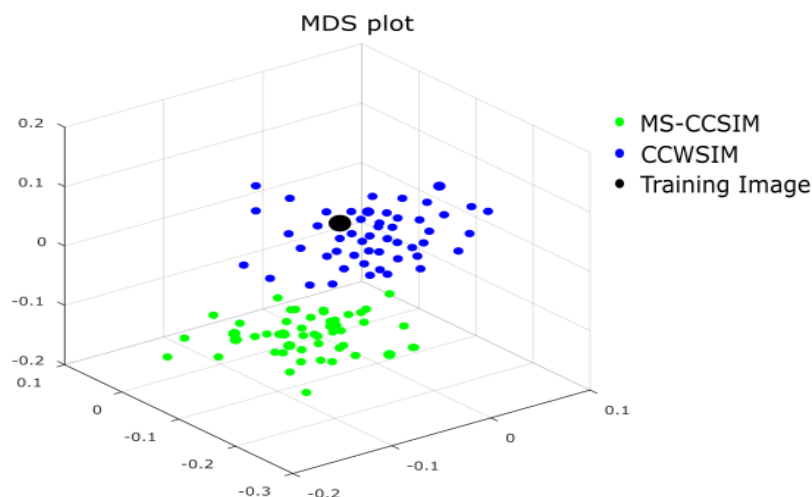
تحقق	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
MS-CCSIM	۹۴	۹۲	۹۴	۹۵	۹۲	۹۴	۹۳	۹۴	۹۵	۹۳
CCWSIM	۸۳	۸۳	۸۶	۸۴	۸۵	۸۴	۸۶	۸۴	۸۶	۸۵

به علاوه، زمان شبیه‌سازی برای الگوریتم پیشنهادی به طور میانگین ۱۰ مرتبه سریع‌تر از الگوریتم MS-CCSIM بوده است. میانگین زمان شبیه‌سازی در جدول (۴-۱۱) آورده شده است.

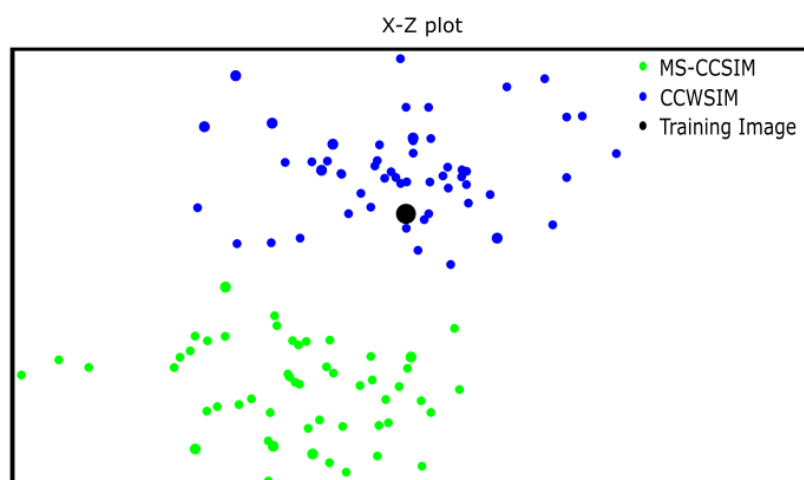
جدول (۴-۱۱) زمان میانگین شبیه‌سازی داده‌های متراکم سخت برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم	زمان میانگین
MS-CCSIM	۷۶۰ ثانیه
CCWSIM	۷۲ ثانیه

همچنین نتایج حاصل از آنالیز فاصله برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی در مقیاس چند بعدی و دو بعدی (X-Z) به ترتیب در شکل (۴-۱۶) و شکل (۴-۱۷) نشان داده شده است.



شکل (۴-۱۶) نمایش فواصل جنسون-شانون در مقیاس چند بعدی برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی



شکل (۴-۱۷) نمایش دو بعدی (X-Z) فواصل جنسون-شانون برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی همان طور که از شکل‌ها مشخص است در الگوریتم پیشنهادی فواصل داخل تحقق‌ها از الگوریتم MS-CCSIM کوچک‌تر است که نشان دهنده بازتولید بهتر آماره‌های چندنقطه‌ای تصویر آموزشی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM است. به نظر می‌رسد در بازتولید تغییرپذیری بین تحقق‌ها (فضای عدم قطعیت) هر دو الگوریتم عملکرد تقریباً یکسانی از خود نشان داده‌اند.

مقایسه کمی نتایج عملکرد الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی بر اساس آنالیز فاصله در جدول (۱۲-۴) ارائه شده است. با محاسبه نسبت فاصله بین تحقق‌ها به فاصله درون تحقق‌های بر اساس رابطه نسبت کلی فاصله جنسن-شانون الگوریتم پیشنهادی به الگوریتم MS-CCSIM برابر $1/56$ می‌شود؛ که حاکی از عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی داده‌های سخت متراکم نسب به الگوریتم MS-CCSIM است.

جدول (۱۲-۴) میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

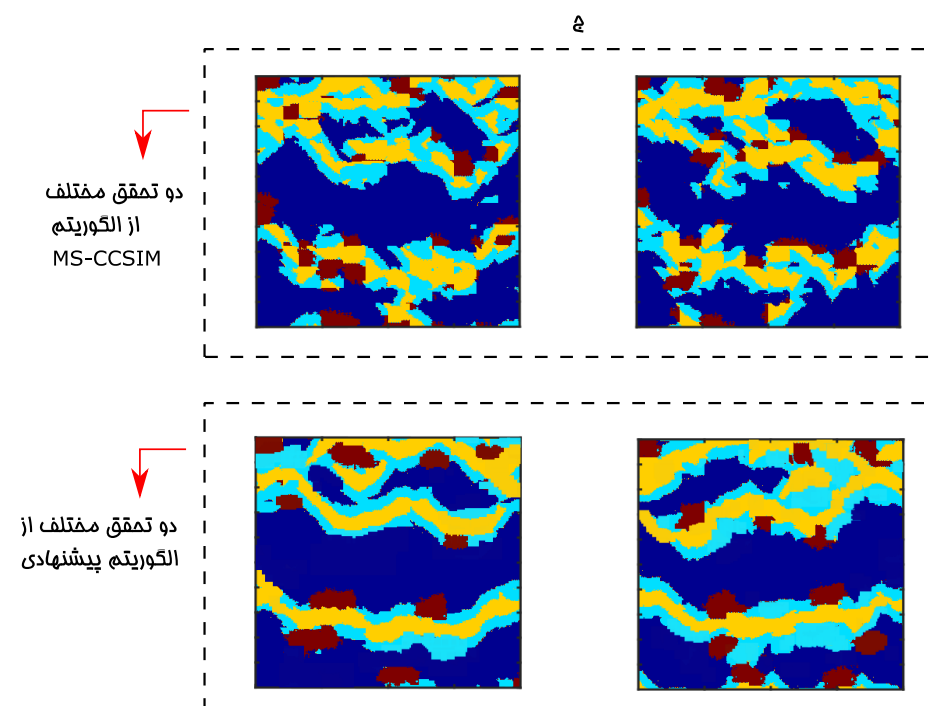
وضوح	فاصله داخل تحقق‌ها			فاصله بین تحقق‌ها		
	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳
MS-CCSIM	۲/۳۴۲	۲/۸۵۳	۳/۰۴۳	۰/۰۲۳	۰/۰۳۰	۰/۰۳۷
CCWSIM	۱/۰۲۴	۱/۹۸۲	۲/۷۴۱	۰/۰۲۲	۰/۰۲۹	۰/۰۳۸

۸-۴ شبیه‌سازی تصاویر آموزشی چند رخساره‌ای

در این بخش به مقایسه تحقق‌های شرطی الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی با استفاده از یک تصویر آموزشی چند رخساره‌ای گسسته پرداخته می‌شود (Wu, 2007). در این تصویر آموزشی چهار رخساره گسسته وجود دارند. رخساره‌های غالب در این تصویر کانال‌های ماسه‌ای در یک زمینه شیلی هستند. در اطراف این کانال‌های ماسه‌ای خاکریزهایی وجود دارند که همچون پوششی این کانال‌ها را احاطه کرده‌اند. همچنین در برخی از مکان‌ها، کانال‌ها با شکافت‌های نیز همراه هستند. برای شرطی‌سازی از ۵۰۰ داده شرطی که از یک تصویر مرجع استخراج شده است استفاده می‌شود. پارامترهای ورودی شبیه‌سازی مطابق با جدول (۱۳-۴) برای هر دو الگوریتم یکسان در نظر گرفته شده است. تعداد ۵۰ تحقق برای دو الگوریتم تولید شده و از میان آنها ۲ تحقق به طور تصادفی استخراج شده است. تصویر آموزشی شامل چهار رخساره، داده‌های شرطی سخت، و دو تحقق مختلف برای هر الگوریتم در شکل (۱۸-۴) نشان داده شده است.

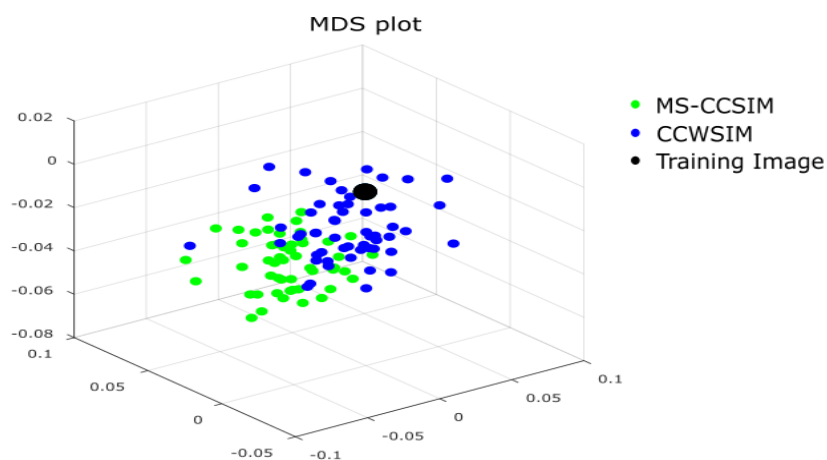
جدول (۴-۱۳) پارامترهای ورودی شبیه‌سازی تصویر آموزشی چهار رخساره‌ای

پارامتر	مقدار
ابعاد شبکه شبیه‌سازی	1000×1000
ابعاد الگوی جستجو	100×100
ابعاد ناحیه هم‌پوشانی	16×100
تعداد سطوح تجزیه ویولت	۳

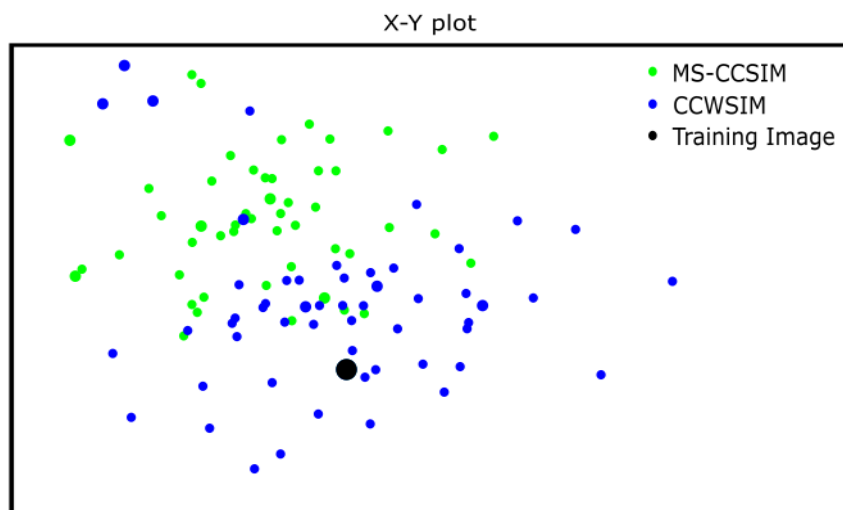


شکل (۴-۱۸) تصویر آموزشی با چهار رخساره گسسته (الف)، ۳۰۰ داده شرطی (ب)، شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی چهار رخساره‌ای با استفاده از الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی (ج)

به منظور مقایسه کمی بازتولید آماره‌های چندنقطه‌ای از آنالیز فاصله نیز استفاده شده است. فواصل جنسن-شانون برای تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی و MS-CCSIM در شکل (۴-۱۹) با مقیاس چند بعدی و در شکل (۴-۲۰) در نمای دو بعدی (X-Y) نشان داده شده است.



شکل (۴-۱۹) نمایش فواصل جنسن-شانون در مقیاس چند بعدی برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی



شکل (۴-۲۰) نمایش دو بعدی (X-Z) فواصل جنسن-شانون برای تحقق‌های الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

نتایج مقایسه ابر پراکندگی تحقق‌ها نشان می‌دهد که تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم MS-CCSIM تقریباً تغییرپذیری بین تحقق‌های (فضای عدم قطعیت) یکسانی تولید کرده‌اند ولی الگوریتم پیشنهادی در بازتولید تغییرپذیری داخل تحقق‌ها، الگوهای نزدیک‌تری به تصویر آموزشی بازتولید کرده است. نتایج کمی حاصل از میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم MS-CCSIM در جدول (۴-۱۴) ارائه شده است.

جدول (۴-۱۴) میانگین فواصل جنسن-شانون برای الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

وضوح	فاصله داخل تحقق‌ها			فاصله بین تحقق‌ها		
	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳
MS-CCSIM	۴/۷۶۳	۵/۸۳۶	۶/۷۹۱	۰/۰۳۴	۰/۰۴۶	۰/۰۵۱
CCWSIM	۳/۲۱۷	۳/۵۲۸	۴/۹۳۴	۰/۰۳۸	۰/۰۴۵	۰/۰۵۲

با محاسبه نسبت کلی فاصله‌های جنسن-شانون نسبت این فاصله در الگوریتم پیشنهادی به الگوریتم MS-CCSIM برابر ۱/۴ خواهد شد. بنابراین همان‌طور که انتظار می‌رفت، بر اساس معیار آنالیز فاصله، الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM در بازتولید آماره‌های چند نقطه‌ای تصویر آموزشی چهار رخساره‌ای بهتر عمل کرده است.

همچنین زمان انجام شبیه‌سازی برای ۸ تحقق شرطی در جدول (۴-۱۵) ارائه شده است.

جدول (۴-۱۵) زمان انجام شبیه‌سازی (برحسب ثانیه) برای ۸ تحقق شرطی تصویر آموزشی چهار رخساره‌ای توسط الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی

تحقق	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
MS-CCSIM	۵۱۴	۵۹۱	۵۴۲	۵۳۹	۵۹۱	۵۴۱	۵۹۴	۵۰۲
CCWSIM	۵۰	۵۸	۵۳		۵۸	۵۳	۵۸	۴۹

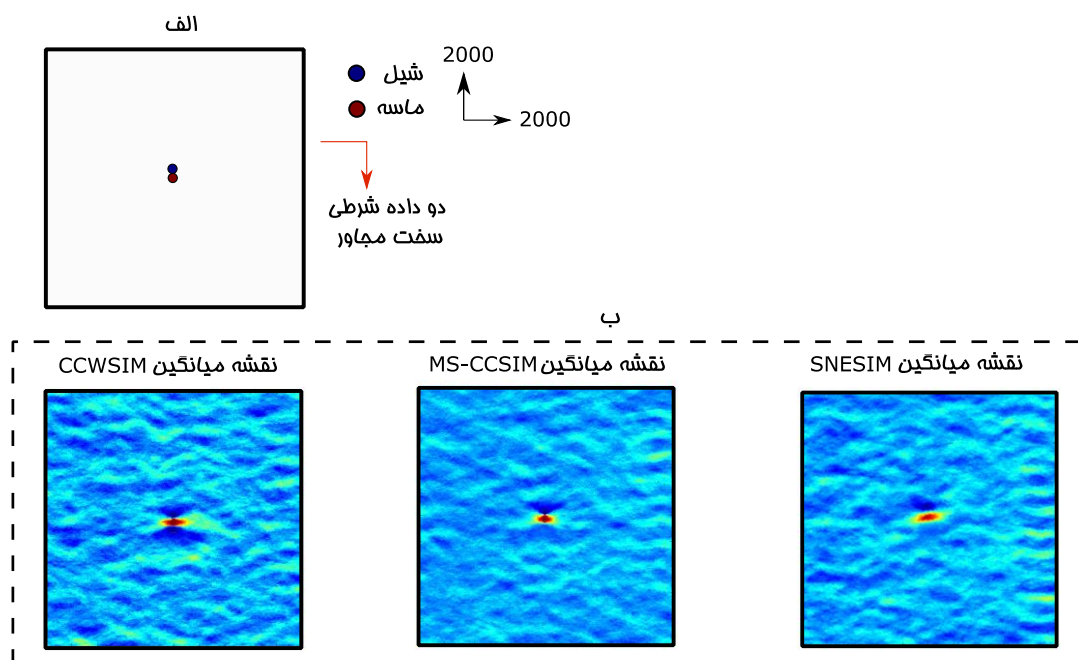
نتایج مقایسه زمان شبیه‌سازی نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM به طور قابل ملاحظه‌ای سریع‌تر است؛ به طوری که به طور میانگین در شبیه‌سازی تصویر آموزشی چهار رخساره‌ای الگوریتم پیشنهادی ۱۰ مرتبه سریع‌تر از الگوریتم MS-CCSIM عمل کرده است.

۴-۹ شرطی‌سازی با استفاده از دو داده مجاور

یکی از روش‌های بررسی دقت شرطی‌سازی الگوریتم بر اساس شرطی‌سازی دو پیکسل مجاور با رخساره‌های متفاوت است. در این روش دو داده شرطی از دو رخساره مختلف به صورت عمودی و مجاور هم در شبکه شبیه‌سازی قرار داده می‌شوند. هدف از این روش بررسی دقت شرطی‌سازی الگوریتم بر اساس واقعیت‌های فیزیکی موجود در تصویر آموزشی است. به عنوان مثال در یک برش عمودی از تصویر آموزشی کانال، رخساره ماسه‌ای با ضخامت مشخصی از بالا و پایین توسط رخساره شیلی احاطه شده است. بنابراین مطلوبست این ساختار در تحقق‌های حاصل از شبیه‌سازی نیز دیده شود.

تعداد ۱۰۰ تحقق شرطی با استفاده از دو داده شرطی مجاور برای الگوریتم SNESIM, MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی تولید شده است. پارامترهای ورودی برای انجام شبیه‌سازی برای سه الگوریتم بر اساس جدول (۴-۲) است. دو داده شرطی مجاور و نقشه میانگین حاصل از ۱۰۰ تحقق شرطی در شکل (۴-۲۱) نشان داده شده‌اند.

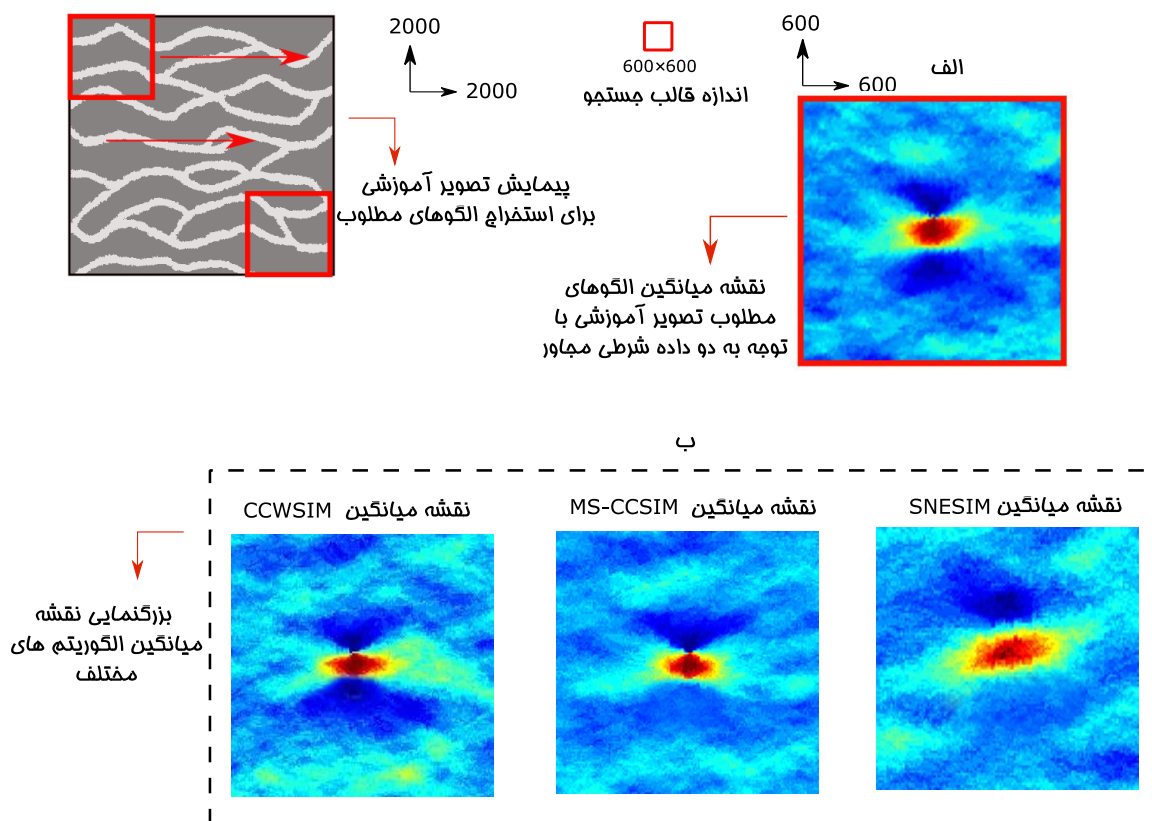
برای بررسی دقیق‌تر این مقایسه، با استفاده از یک پنجره جستجو با ابعاد 600×600 تصویر آموزشی پیمایش می‌شود و الگوهای که در آن داده‌های شرطی با آرایش دو داده شرطی شکل (۴-۲۱) الف سازگاری دارند ذخیره شده و سپس نقشه میانگین این الگوها محاسبه شده است. نقشه میانگین الگوهای استخراج شده از تصویر آموزشی و نقشه میانگین هر کدام از الگوریتم‌های مورد بررسی در حالت بزرگ‌نمایی در شکل (۴-۲۲) نشان داده شده است.



شکل (۴-۲۱) دو داده شرطی مجاور در شبکه شبیه‌سازی (الف) و نقشه‌های میانگین حاصل از ۱۰۰ تحقق الگوریتم MS-CCSIM، SNESIM و الگوریتم پیشنهادی (ب)

همان‌طور که مشاهده می‌شود، نقشه میانگین الگوریتم پیشنهادی سازگاری بیشتری با نقشه میانگین الگوهای تصویر آموزشی در مقایسه با الگوریتم MS-CCSIM، SNESIM دارد.

در این مثال الگوریتم‌های شبیه‌سازی در مکان نقاط شرطی به دنبال الگویی هستند که تطابق بهتری با رخساره‌های ماسه‌ای و شیلی دارد. ولی نکته مهم اینجاست که در زیر داده شرطی موجود در رخساره ماسه‌ای که داده شرطی موجود نیست، کدام الگوریتم رخساره شیلی را با عدم قطعیت کمتری بازتولید می‌کند. به هر حال یک الگوریتم شبیه‌سازی چند نقطه‌ای مطلوب الگویی را در شبکه شبیه‌سازی قرار می‌دهد که نه تنها تطابق قابل قبولی با داده‌های سخت دارد بلکه واقعیت‌های ساختاری را بر اساس تصویر آموزشی بهتر بازتولید کند.



شکل (۴-۲۲) نقشه میانگین الگوهای با آرایش دو داده شرطی مجاور با ابعاد 600×600 (الف)، بزرگ‌نمایی قسمت مرکزی نقشه میانگین حاصل از الگوریتم‌های SNESIM، MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی (ب)

۴-۱۰ تصویر آموزشی ناپایا: مطالعه موردی دلتای ساندربان^۱ بنگلادش

همان‌طور که اشاره شد الگوریتم پیشنهادی یک نسخه توسعه‌یافته از الگوریتم CCSIM است و از آنجا که الگوریتم CCSIM برای شبیه‌سازی ساختارهای ناپایا طراحی نشده است، الگوریتم پیشنهادی نیز در شبیه‌سازی ساختارهای ناپایا با محدودیت‌هایی روبروست. در این قسمت عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی ساختارهای ناپایا مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. از طرف دیگر، الگوریتم پیشنهادی از ضرایب تقریبی ویولت برای فاصله شباهت بین الگوها را با استفاده از ضرایب تقریبی ویولت و در فضای ویژگی محاسبه

^۱ Sundarbans

می‌کند که گمان می‌رود این موضوع الگوریتم را در شبیه‌سازی ساختارهای ناپایا که دارای الگوهای با مقیاس و جهت یافتگی مختلف هستند با محدودیت‌های جدی‌تری مواجه کند. به منظور بررسی دقیق میزان این محدودیت در الگوریتم پیشنهادی، در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی یک تصویر آموزشی با ساختارهای ناپایا مورد بررسی قرار می‌گیرد.

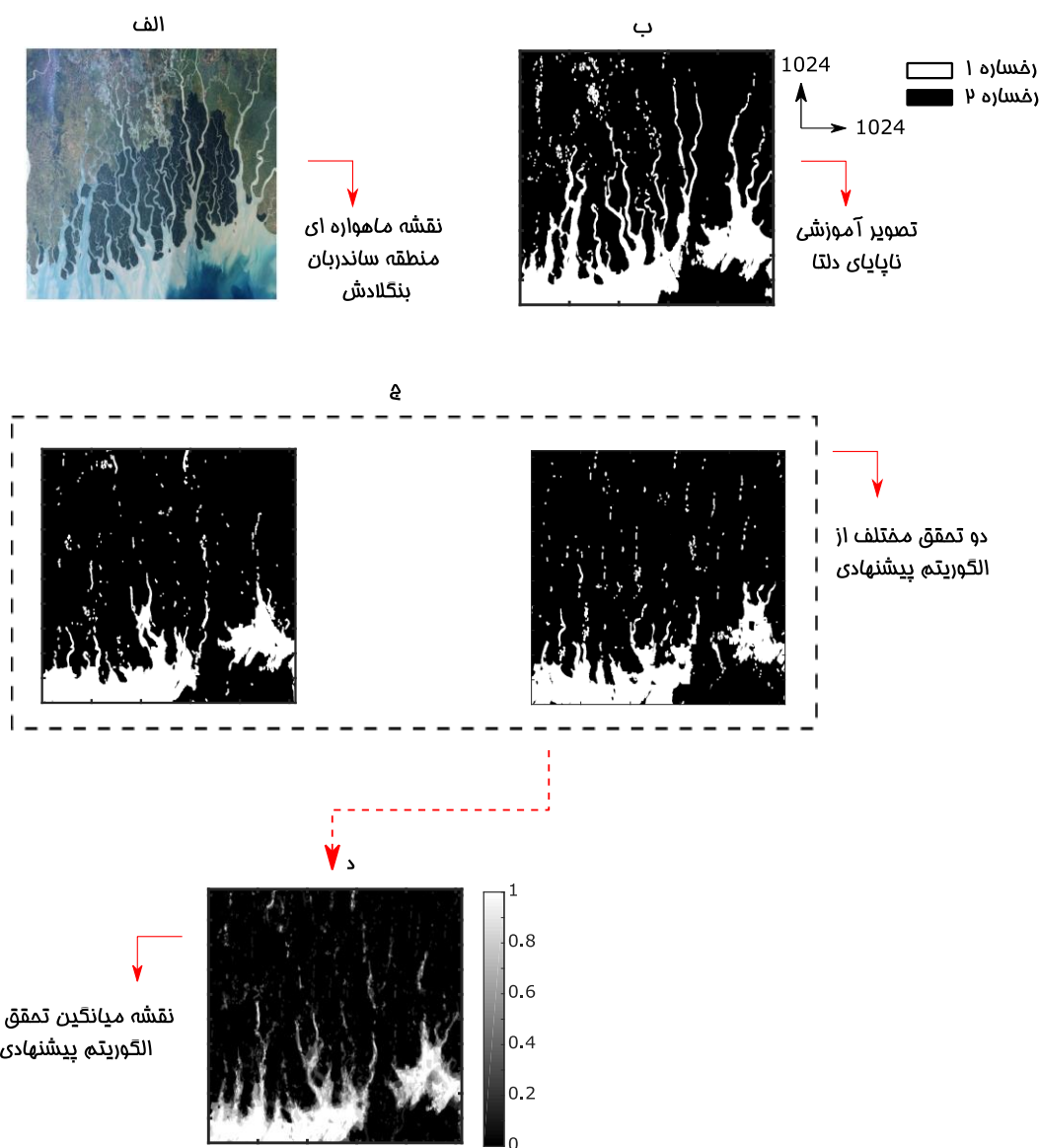
به همین منظور از یک تصویر آموزشی ناپایای دو رخساره‌ای به نام دلتا برای تولید تحقق‌های شرطی استفاده شده است. تصویر آموزشی دلتا یک تصویر از نقشه ماهواره‌ای منطقه جنگلی انبوه ساندربان در بنگلادش است؛ منطقه‌ای که رودخانه گنگ در کشور هند به بنگال ریخته می‌شود و یک باتلاق دلتا شکل با مناطق پر پیچ و خم در جنگل‌های متراکم را تشکیل می‌دهد. تصویر ماهواره‌ای این منطقه به عنوان تصویر آموزشی دلتا شناخته شده است. برای تولید تحقق‌های شرطی برای تصویر آموزشی ناپایا از ۳۰۰۰ داده شرطی استفاده شده است. پارامترهای ورودی شبیه‌سازی در جدول (۴-۱۶) ارائه شده است.

جدول (۴-۱۶) پارامترهای ورودی شبیه‌سازی تصویر آموزشی دلتا

پارامتر	مقدار
ابعاد شبکه شبیه‌سازی	۱۰۰۰×۱۰۰۰
ابعاد الگوی جستجو	۱۰۰×۱۰۰
ابعاد ناحیه هم‌پوشانی	۱۶×۱۰۰
تعداد سطوح تجزیه و یولت	۲

تعداد ۱۰۰ تحقق شرطی برای این تصویر آموزشی دلتا تولید شده است. نقشه ماهواره‌ای منطقه ساندربان بنگلادش، تصویر آموزشی دلتا، دو تحقق شرطی مختلف و نقشه میانگین حاصل از ۱۰۰ تحقق در شکل (۴-۲۳) نشان داده شده است. به نظر می‌رسد اگر چه الگوریتم پیشنهادی برای شبیه‌سازی ساختارهای ناپایا طراحی نشده است ولی عملکرد قابل قبولی در بازتولید ساختارها نشان داده است. البته دقت شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی در این‌گونه ساختارهای ناپایا تا حدود بسیار زیادی به تعداد داده‌های شرطی بستگی

دارد. به طور دقیق‌تر، اگر از تعداد داده‌های شرطی محدودی برای تولید تحقق‌های شرطی استفاده شود، منجر به ایجاد الگوهای غیر واقعی و بی‌نظمی‌های ساختاری شدید در تحقق‌های تولید شده خواهد شد.



شکل (۴-۲۳) نقشه ماهواره‌ای منطقه ساندربان بنگلادش (الف)، تصویر آموزشی دلتا (ب)، دو تحقق شرطی از تصویر آموزشی دلتا (ج) و نقشه میانگین ۱۰۰ تحقق شرطی (د)

فصل پنجم

نتیجہ گیری و پیشہادہا

۵-۱ نتیجه‌گیری

از چند دهه اخیر، مسأله دقت و هزینه محاسباتی در مدل‌سازی‌های حوزه علوم زمین مورد توجه بسیاری از متخصصان این حوزه قرار گرفته است. روشن است با توجه به پیشرفت‌های روزافزون تکنولوژی و متعاقب آن دریافت اطلاعات از منابع مختلف، متخصصان با حجم بسیار بالایی از اطلاعات روبرو خواهند بود. هر چند از یک سو این داده‌های بزرگ موجب افزایش دقت و کاهش عدم قطعیت در مدل‌نهایی تولید شده خواهند شد ولی ضرورت توسعه روش‌های عددی با زمان شبیه‌سازی کمتر نیز به شدت احساس می‌شود. به عنوان مثال، در یک حوزه نفتی وسیع با حجم بالای اطلاعات، ایجاد یک مدل عددی پیشرفته بدون در نظر گرفتن روش مدل‌سازی می‌تواند روند انجام پروژه را با مشکلات جدی مواجه کند.

در این رساله یک الگوریتم زمین‌آماري چندنقطه‌ای مبتنی بر تبدیل ویولت گسسته به نام CCWSIM برای مدل‌سازی متغیرهای گسسته زمین‌شناسی پیشنهاد شده است. الگوریتم مذکور، نسخه توسعه‌یافته‌ای از الگوریتم شبیه‌سازی چندنقطه‌ای CCSIM است که از تبدیل ویولت گسسته به منظور کاهش زمان شبیه‌سازی استفاده می‌کند. این الگوریتم چارچوبی را فراهم می‌آورد که با استفاده از آن می‌توان رخساره‌های ناهمگن و پیچیده در میدان‌های وسیع نفتی، معدنی و هیدروژئولوژی و... را با دقت و سرعت بالاتری شبیه‌سازی کرد. همچنین به منظور افزایش دقت شرطی‌سازی داده‌های سخت، رویکردی مبتنی بر ترکیب اطلاعات پیشنهاد شده است که به خوبی می‌تواند با حفظ پیوستگی الگوها، شرطی‌سازی به داده‌های سخت را بهبود بخشد. عملکرد الگوریتم CCWSIM از نظر دقت و زمان شبیه‌سازی با الگوریتم‌های شناخته‌شده شبیه‌سازی چندنقطه‌ای از جمله FILTERSIM، SNSEIM و MS-CCSIM مقایسه شد. نتایج مقایسه‌ها با استفاده از تصاویر آموزشی مختلف نشان داد نه تنها زمان لازم برای تولید تحقق‌های چندنقطه‌ای در الگوریتم پیشنهادی بسیار کمتر از الگوریتم‌های مذکور است، بلکه پیوستگی الگوها در تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی به مراتب بهتر بازتولید می‌شود.

به طور خلاصه نتایج حاصل از تحقیق در این رساله را در موارد زیر می‌توان خلاصه کرد:

- الگوریتم پیشنهادی در این رساله (CCWSIM) زمان شبیه‌سازی کمتری نسبت به الگوریتم‌های FILTERSIM، SNNESIM، MS-CSIM دارد؛ به طوری که میانگین زمان شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی کانال نسبت به الگوریتم‌های FILTERSIM، SNESIM، MS-CSIM به ترتیب ۹۸۸، ۲۶۷ و ۱۰ برابر بوده است.
- الگوریتم پیشنهادی نه تنها قادر است آماره‌های مراتب پایین را با دقت بالا بازتولید کند بلکه آماره‌های چندنقطه‌ای را نیز با دقت بالاتری نسبت به الگوریتم‌های FILTERSIM، SNNESIM، MS-CSIM بازتولید می‌کند. نتایج مقایسه بازتولید آماره‌های چندنقطه‌ای با معیار کمی آنالیز فاصله نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی فواصل جنس-شانون داخل تحقق کمتری نسبت به الگوریتم‌های مذکور دارد. همچنین مقایسه نسبت فاصله کلی جنس-شانون الگوریتم پیشنهادی به الگوریتم‌های SNESIM و MS-CCSIM بیشتر از ۱ است. برای مثال نسبت این فاصله در شبیه‌سازی شرطی تصویر آموزشی کانال برای الگوریتم پیشنهادی به الگوریتم‌های SNESIM و MS-CSIM به ترتیب $1/64$ و $1/32$ بود. نسبت بزرگتر فاصله مذکور در الگوریتم پیشنهادی به الگوریتم SNESIM گویای عملکرد بهتر الگوریتم MS-CCSIM نسبت به SNESIM در بازتولید آماره‌های چندنقطه‌ای است.
- نتایج مقایسه کمی معیار آنالیز فاصله نشان می‌دهد که الگوریتم SNESIM نسبت به الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی فواصل جنس-شانون بین تحقق (فضای عدم قطعیت) بیشتری نسبت به الگوریتم‌های مذکور بازتولید می‌کند؛ ولی به دلیل این که فواصل داخل تحقق‌های

این الگوریتم که ملاکی برای بازتولید آماره‌های چندنقطه‌ای تصویر آموزشی است، بیشتر از الگوریتم-های MS-CCSIM و CCWSIM است، موجب شده تا در رتبه‌بندی در جایگاه پایین‌تری نسبت به این دو الگوریتم قرار گیرد.

- نتایج شبیه‌سازی‌های الگوریتم FILTERSIM نشان می‌دهد که این الگوریتم در شبیه‌سازی شرطی بیشتر سعی در شرطی‌سازی داده‌ها بدون در نظر گرفتن پیوستگی ساختارها دارد. به طوری که تحقق‌های شبیه‌سازی این الگوریتم ساختارهای ناپیوسته و غیر واقعی زیادی بازتولید می‌کنند؛ که سازگاری مناسبی با الگوهای تصویر آموزشی ندارند.
- ارزیابی عملکرد الگوریتم CCWSIM و MS-CCSIM در مواجهه با حوزه‌های وسیع با حجم بالای داده‌های شرطی سخت، نشان داده است که الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM از سرعت بالاتری برخوردار است؛ به طوری که زمان شبیه‌سازی در شبیه‌سازی حوزه‌های وسیع با داده‌های سخت متراکم برای الگوریتم پیشنهادی به طور متوسط ۱۰ برابر بیشتر از الگوریتم MS-CCSIM است. علاوه بر مشاهدات بصری که برتری الگوریتم پیشنهادی در بازتولید پیوستگی ساختارها را در شبیه‌سازی داده‌های سخت متراکم نشان می‌دهند، فواصل جنسن-شانون به دست آمده از معیار آنالیز فاصله نیز بازتولید نزدیک‌تر آماره‌های چندنقطه‌ای را در تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM نشان می‌دهند. نسبت فاصله کلی جنسن-شانون الگوریتم پیشنهادی به الگوریتم MS-CCSIM در شبیه‌سازی داده‌های سخت متراکم ۱/۵۶ بوده است؛ که گویای عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM است. علاوه بر این مقایسه دقت شرطی‌سازی داده‌های سخت متراکم نشان می‌دهد به طور میانگین الگوریتم پیشنهادی دقت شرطی‌سازی را نسبت به الگوریتم MS-CCSIM ۱۰ درصد افزایش داده است.

- بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در تصاویر آموزشی ناپایا نشان می‌دهد که هر چند الگوریتم پیشنهادی به منظور شبیه‌سازی تصاویر آموزشی ناپایا طراحی نشده است ولی عملکرد قابل قبولی حداقل به صورت بصری در شبیه‌سازی این گونه تصاویر نشان می‌دهد. نقشه میانگین حاصل از تحقق‌های بدست آمده از تصویر آموزشی ناپایا به خوبی الگوهای تصویر آموزشی را بازتولید کرده است. البته تعداد داده‌های شرطی می‌تواند تأثیر قابل ملاحظه‌ای بر روی دقت شبیه‌سازی در این گونه تصاویر داشته باشد؛ به گونه‌ای که استفاده از تعداد داده شرطی ناکافی می‌تواند موجب تولید الگوهای غیر واقعی در تحقق‌های تولید شده، شود.
- هرچند نتایج آنالیز فاصله بازتولید بهتر الگوهای تصویر آموزشی در تحقق‌های الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM را نشان می‌دهد ولی مقایسه تعداد ناپیوستگی‌ها و الگوهای غیر واقعی در تحقق‌های این دو الگوریتم نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی پیوستگی ساختارها را در یک تصویر آموزشی تا ۹۰ درصد بهبود بخشیده است (تصویر آموزشی شکستگی).
- نتایج تحقق‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم MS-CCSIM و الگوریتم پیشنهادی هر دو فضای عدم قطعیت مشابهی در تحقق‌ها ایجاد می‌کنند ولی از آنجا که الگوریتم پیشنهادی فواصل جنسن-شانون داخل تحقق‌های کمتری نسبت به این الگوریتم بازتولید می‌کند نسبت کلی جنسن-شانون آن بیشتر از الگوریتم MS-CCSIM می‌شود. نسبت فاصله مذکور برای الگوریتم پیشنهادی به الگوریتم MS-CCSIM در تصاویر آموزشی مختلف بالاتر از یک بوده است.
- در الگوریتم پیشنهادی با وجود این که در هر سطح تجزیه سه-چهارم جزئیات الگوها چشم‌پوشی می‌شوند ولی به دلیل رویکردی که در این رساله برای بهبود دقت شرطی‌سازی استفاده شده است نه تنها دقت شرطی‌سازی آن نسبت به الگوریتم MS-CCSIM کاهش نمی‌یابد بلکه با استفاده از ترکیب الگوهای با تطابق بالا در نقاط شرطی و بر اساس رویکرد میانگین وزن‌دار ترتیبی، با حفظ

پیوستگی ساختارها، دقت شرطی‌سازی تا ۱۰ درصد نسبت به الگوریتم MS-CCSIM افزایش می‌یابد.

- به طور کلی نه الگوریتم پیشنهادی و نه MS-CCSIM نمی‌تواند تضمین کند که بهترین الگوها را در مقیاس‌های درشت (سطوح تجزیه و مقیاس بزرگ‌تر) حفظ می‌کند؛ ولی با توجه به نتایج تحقیق حاضر به نظر می‌رسد که نحوه تولید الگوها را در مقیاس درشت در الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM به طور مؤثرتری انجام می‌شود. در واقع برتری روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم MS-CCSIM در این نکته می‌توان دانست که به جای استفاده از روش‌های کلاسیک درون‌یابی (مثل bi-cubic) برای کاهش ابعاد و تولید الگوها در مقیاس درشت، از ابزار مؤثری به نام تبدیل ویولت گسسته که توانایی بسیار بالایی در استخراج ویژگی از الگوها دارد، استفاده می‌کند.

۵-۲ پیشنهادها

تحقیق حاضر منطبق بر فرضیه‌های طرح پیشنهادی رساله و زمان‌بندی ارائه شده در آن انجام شده است. بنابراین لازم است چارچوبی کلی از رویکردهای تکمیلی که موجب بهبود کیفیت این تحقیق می‌شود، ارائه شود. مهم‌ترین رویکردهای تکمیلی رساله به ترتیب اولویت به شرح زیر پیشنهاد می‌شوند:

- ساختار الگوریتم پیشنهادی بر اساس شبیه‌سازی دو بعدی رخساره‌های گسسته طراحی شده است. در فصل سوم کارآمدی تبدیل ویولت گسسته دو بعدی در بهبود دقت و زمان شبیه‌سازی نشان داده شد. با توجه به وجود توابع تجزیه ویولت گسسته سه‌بعدی در نرم افزار MATLAB، توسعه این الگوریتم برای مدل‌سازی‌های سه‌بعدی امکان‌پذیر است. روشن است که با توجه به پتانسیل بالای محاسباتی این الگوریتم در مدل‌سازی حوزه‌های وسیع، توسعه این الگوریتم به منظور مدل‌سازی‌های سه‌بعدی برای مدل‌سازی ذخایر وسیع زیرسطحی می‌تواند بسیار مؤثر باشد. با این حال

کاربردهای مناسبی برای الگوریتم پیشنهادی در شبیه‌سازی دو بعدی وجود دارند. به عنوان مثال، دامنه وسیعی از کاربردهای شبیه‌سازی چندنقطه‌ای مربوط به پرکردن شکاف^۱ در اطلاعات حاصل از تصاویر ماهواره‌ای و سنجش از دور^۲ است (Yin et al., 2017). اطلاعات حاصل از تصاویر ماهواره‌ای در بسیاری از موارد به دلیل ویژگی‌های چرخش ماهواره‌ها و یا به دلیل وجود ابرها در برخی قسمت‌ها فاقد داده است. در این گونه موارد می‌توان از الگوریتم پیشنهادی برای شبیه‌سازی دو بعدی قسمت‌های بدون اطلاعات با دقت و سرعت بالا استفاده کرد.

- یکی دیگر از کاربردهای الگوریتم پیشنهادی در مدل‌سازی متغیرهای آب و هوایی می‌تواند باشد (Tang et al., 2015). در حوزه علوم زمین ساخت تصاویر آموزشی می‌تواند موضوعی چالش برانگیز باشد در حالی که در مورد متغیرهای دو بعدی در سطح زمین مانند اطلاعات حاصل از ماهواره‌ها در سنجش از دور (دما، رطوبت خاک، گرمای نهان زمین و...) معمولاً پوشش جامعی از اطلاعات وجود دارد. در این موارد داده‌های مربوط به چندین سال گذشته و یا بیشتر منبع غنی از اطلاعات را فراهم می‌کنند. در واقع چنین پوشش اطلاعاتی برای ایجاد تصاویر آموزشی غنی از الگوها ایده‌آل هستند. در این موارد چالش اصلی فیلتر اطلاعات و دستیابی به اطلاعات خلاصه و مفید است. اساس استفاده از شبیه‌سازی چندنقطه‌ای در مدل‌سازی متغیرهای آب و هوایی استفاده از اطلاعات غنی گذشته به عنوان تصاویر آموزشی برای مدل‌سازی تغییرات متغیرهای کوچک مقیاس در آینده است. با توجه به دو بعدی بودن ذاتی چنین مسائلی می‌توان از الگوریتم پیشنهادی برای مدل‌سازی چنین متغیرهای آب و هوایی استفاده کرد.

^۱ Gap filling

^۲ Remote sensing

- در بسیاری از مدل‌سازی‌های حوزه علوم زمین به خصوص در مسائل مربوط به مدل‌سازی ذخایر هیدروکربنی، علاوه بر برداشت داده‌های سخت، داده‌های ثانویه (نرم) نیز عمدتاً برداشت می‌شوند. این داده‌ها معمولاً داده‌های برداشت‌های ژئوفیزیکی مانند داده‌های لرزه هستند. با توجه به این که الگوریتم CCWSIM از تابع همبستگی متقابل در فضای ویولت برای محاسبه شباهت بین الگوها در تصویر آموزشی و شبکه شبیه‌سازی استفاده می‌کند بنابر این توسعه رابطه‌ای که بتواند شباهت بین الگوها در تصویر آموزشی و داده‌های ثانویه را محاسبه کند، می‌تواند قابلیت شبیه‌سازی شرطی با داده‌های تلفیقی سخت و ثانویه را به الگوریتم حاضر ببخشد. طبیعتاً تلفیق اطلاعات حاصل از تصویر آموزشی، داده‌های سخت (گمانه‌های اکتشافی) و داده‌های ثانویه (داده‌های لرزه) موجب می‌شود که مدل‌سازی رخساره‌های ناهمگن زیرسطحی با عدم قطعیت کمتری انجام شود. روند کلی در شبیه‌سازی داده‌های ثانویه مانند الگویتیم پیشنهادی است؛ با این تفاوت که در محاسبه ضرایب CCW باید عبارتی برای محاسبه CCW در داده‌های ثانویه نیز اضافه شود. بنابراین در نهایت الگویی که ضرایب CCW کلی بالاتری را از خود نشان دهد، به عنوان الگوی مطلوب در شبکه قرار داده می‌شود.
- در این رساله از روش تجزیه ویولت گسسته دو بعدی برای استخراج ویژگی از الگوهای تصویر آموزشی و ناحیه هم‌پوشانی استفاده شد. همان‌طور که اشاره شد، تجزیه ویولت گسسته دو بعدی صرفاً قادر است ویژگی‌ها و تغییرپذیری‌های موجود در یک تصویر را در جهات افقی، قائم و قطری تجزیه کند. از طرفی با توجه به تنوع روش‌های پردازش تصاویر دیجیتال، استفاده از دیگر تبدیلات این حوزه که قابلیت‌های بیشتری در تجزیه و استخراج ویژگی‌های جهتی الگوها را دارند، می‌توانند محاسبه فاصله شباهت بین الگوها را با دقت بالاتری انجام دهند. در این میان می‌توان به تبدیل

کرولت^۱ به عنوان روشی موثر در پردازش تصویر اشاره کرد که قادر است ویژگی‌های موجود در یک تصویر را در تمامی جهات تجزیه و استخراج کند. روشن است که بکارگیری روشی که بتواند به طور موثرتری ویژگی‌های موجود در الگو را استخراج کند، می‌تواند موجب بازتولید دقیق‌تر آماره‌های چندنقطه‌ای تصویر آموزشی شود.

- در الگوریتم پیشنهادی از روش‌های خوش‌بینانه و بدبینانه برای بهینه‌سازی اوزان در بخش میانگین وزن‌دار مرتب شده استفاده شده است. انتخاب این روش‌های بهینه‌سازی بر اساس یک موازنه قابل قبول بین دقت و زمان شبیه‌سازی صورت گرفته است. بدیهی است پژوهشگران بر اساس سطح مورد انتظار دقت و زمان می‌توانند از دیگر روش‌های بهینه‌سازی استفاده کنند. البته ذکر این نکته ضروری به نظر می‌رسد که الزاماً استفاده از روش‌های پیچیده بهینه‌سازی نمی‌تواند باعث بهبود دقت در نقاط شرطی شود و حتی ممکن است زمان شبیه‌سازی را افزایش دهد.
- هرچند الگوریتم پیشنهادی عملکرد مطلوبی (حداقل به صورت بصری) در شبیه‌سازی تصویر آموزشی ناپایا از خود نشان داده است؛ ولی برای شبیه‌سازی چنین ساختارهای طراحی نشده است و عملکرد شبیه‌سازی در این گونه تصاویر تا حدود زیادی به تراکم داده‌های سخت بستگی دارد. بنابراین به نظر می‌رسد با اصلاح الگوریتم با رویکرد شبیه‌سازی ساختارهای ناپایا تا حدود زیادی بر قابلیت‌های کاربردی این الگوریتم افزوده می‌شود. برای این منظور می‌توان از روش آنتروپی شانون برای تعیین مناطق پایا در تصویر آموزشی استفاده کرد. پس از تعیین مناطق پایا در تصویر آموزشی، می‌توان شبیه‌سازی را در هر منطقه از شبکه شبیه‌سازی بر اساس منطقه پایای متناظر با آن در تصویر آموزشی انجام داد.

^۱ Curvelet transform

- Abdollahifard, M. J., (2016). Fast multiple-point simulation using a data-driven path and an efficient gradient-based search. *Computers & geosciences* 86, 64-74.
- Abdollahifard, M. J., Faez, K., (2013). Stochastic simulation of patterns using Bayesian pattern modeling. *Computational Geosciences* 17(1), 99-116.
- Allard, D. (1994). Simulating a geological lithofacies with respect to connectivity information using the truncated Gaussian model. *Geostatistical simulations*, Springer, 197-211.
- Arpat, G. B., Caers, J., (2007). Conditional simulation with patterns. *Mathematical Geology* 39(2), 177-203.
- Caers, J., Journel, A. G. (1998). Stochastic reservoir simulation using neural networks trained on outcrop data. *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.
- Caers, J., Ma, X., (2002). Modeling conditional distributions of facies from seismic using neural nets. *Mathematical Geology* 34(2), 143-167.
- Chatterjee, S., Dimitrakopoulos, R., (2012). Multi-scale stochastic simulation with a wavelet-based approach. *Computers & Geosciences* 45, 177-189.
- Chatterjee, S., Dimitrakopoulos, R., Mustapha, H., (2012). Dimensional reduction of pattern-based simulation using wavelet analysis. *Mathematical Geosciences* 44(3), 343-374.
- Chatterjee, S., Mustapha, H., Dimitrakopoulos, R., (2016). Fast wavelet-based stochastic simulation using training images. *Computational Geosciences* 20(3), 399-420.
- Crouse, M. S., Nowak, R. D., Baraniuk, R. G., (1998). Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models. *IEEE Transactions on signal processing* 46(4), 886-902.
- Daubechies, I. (1992). *Ten lectures on wavelets*, Siam.
- Deutsch, C. V. (1992). *Annealing techniques applied to reservoir modeling and the integration of geological and engineering (well test) data*, Stanford university Stanford, CA.
- Deutsch, C. V., (2006). What in the reservoir is geostatistics good for? *Journal of Canadian Petroleum Technology* 45(04).
- Deutsch, C. V., Journel, A. G., (1992). *Geostatistical software library and user's guide*. New York 119, 147.

- Deutsch, C. V., Journel, A. G., (1998). Geostatistical software library and user's guide. Oxford University Press, New York.
- Di Stefano, L., Mattoccia, S., Tombari, F., (2005). ZNCC-based template matching using bounded partial correlation. Pattern recognition letters 26(14), 2129-2134.
- Efros, A. A., Freeman, W. T. (2001). Image quilting for texture synthesis and transfer. Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, ACM.
- Fan, G., Xia, X.-G., (2003). Wavelet-based texture analysis and synthesis using hidden Markov models. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications 50(1), 106-120.
- Gardet, C., Le Ravalec, M., Gloaguen, E., (2016). Pattern-based conditional simulation with a raster path: a few techniques to make it more efficient. Stochastic environmental research and risk assessment 30(2), 429-446.
- Gloaguen, E., Dimitrakopoulos, R., (2009). Two-dimensional conditional simulations based on the wavelet decomposition of training images. Mathematical Geosciences 41(6), 679-701.
- Goovaerts, P., (1997). Geostatistics for natural resources evaluation. Oxford Univ. Press, New York. Geostatistics for natural resources evaluation. Oxford Univ. Press, New York., - .
- Guardiano, F. B., Srivastava, R. M. (1993). Multivariate geostatistics: beyond bivariate moments. Geostatistics Troia'92, Springer, 133-144.
- Honarkhah, M., Caers, J., (2010). Stochastic simulation of patterns using distance-based pattern modeling. Mathematical Geosciences 42(5), 487-517.
- Journel, A. G., (1974). Geostatistics for conditional simulation of ore bodies. Economic Geology 69(5), 673-687.
- Journel, A. G., Deutsch, C. V., (1993). Entropy and spatial disorder. Mathematical Geology 25(3), 329-355.
- Kalantari, S., Abdollahifard, M. J., (2016). Optimization-based multiple-point geostatistics: A sparse way. Computers & Geosciences 95, 85-98.
- Krige, D. G., (1951). A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand. Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy 52(6), 119-139.
- Kumar, P., Foufoula-Georgiou, E., (1997). Wavelet analysis for geophysical applications. Reviews of geophysics 35(4), 385-412.

- Mallat, S. (1999). A wavelet tour of signal processing, Academic press.
- Mallat, S. G., (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 11(7), 674-693.
- Mariethoz, G., Caers, J. (2014). Multiple-point geostatistics: stochastic modeling with training images, John Wiley & Sons.
- Mariethoz, G., Renard, P., Caers, J., (2010). Bayesian inverse problem and optimization with iterative spatial resampling. Water Resources Research 46(11).
- Matheron, G., (1973). The intrinsic random functions and their applications. Advances in applied probability 5(3), 439-468.
- Mustapha, H., Chatterjee, S., Dimitrakopoulos, R., Graf, T., (2013). Geologic heterogeneity recognition using discrete wavelet transformation for subsurface flow solute transport simulations. Advances in water resources 54, 22-37.
- Naderi, H., Fathianpour, N., Tabaei, M., (2019). MORPHSIM: A new multiple-point pattern-based unconditional simulation algorithm using morphological image processing tools. Journal of Petroleum Science and Engineering 173, 1417-1437.
- Naumann, F., Bilke, A., Bleiholder, J., Weis, M., (2006). Data Fusion in Three Steps: Resolving Schema, Tuple, and Value Inconsistencies. IEEE Data Eng. Bull. 29(2), 21-31.
- Parra, A., Ortiz, J. M., (2011). Adapting a texture synthesis algorithm for conditional multiple point geostatistical simulation. Stochastic environmental research and risk assessment 25(8), 1101-1111.
- Peredo, O., Ortiz, J. M., (2011). Parallel implementation of simulated annealing to reproduce multiple-point statistics. Computers & geosciences 37(8), 1110-1121.
- Pyrz, M. J., Deutsch, C. V. (2014). Geostatistical reservoir modeling, Oxford university press.
- Remy, N., Boucher, A., Wu, J. (2009). Applied geostatistics with SGeMS: a user's guide, Cambridge University Press.
- Rezaee, H., Asghari, O., Koneshloo, M., Ortiz, J. M., (2014). Multiple-point geostatistical simulation of dykes: application at Sungun porphyry copper system, Iran. Stochastic environmental research and risk assessment 28(7), 1913-1927.
- Rezaee, H., Marcotte, D., Tahmasebi, P., Saucier, A., (2015). Multiple-point geostatistical simulation using enriched pattern databases. Stochastic environmental research and risk assessment 29(3), 893-913.

- Rezaee, H., Mariethoz, G., Koneshloo, M., Asghari, O., (2013). Multiple-point geostatistical simulation using the bunch-pasting direct sampling method. *Computers & Geosciences* 54, 293-308.
- Straubhaar, J., Renard, P., Mariethoz, G., Froidevaux, R., Besson, O., (2011). An improved parallel multiple-point algorithm using a list approach. *Mathematical Geosciences* 43(3), 305-328.
- Strebelle, S., (2002). Conditional Simulation of Complex Geological Structures Using Multiple-Point Statistics. *Mathematical Geology* 34(1), 1-21.
- Tahmasebi, P., (2017). HYPPS: A hybrid geostatistical modeling algorithm for subsurface modeling. *Water Resources Research* 53(7), 5980-5997.
- Tahmasebi, P., (2018). Multiple Point Statistics: A Review: Handbook of Mathematical Geosciences: Fifty Years of IAMG, Springer.
- Tahmasebi, P., Hezarkhani, A., Sahimi, M., (2012). Multiple-point geostatistical modeling based on the cross-correlation functions. *Computational Geosciences* 16(3), 779-797.
- Tahmasebi, P., Sahimi, M., (2016). Enhancing multiple-point geostatistical modeling: 2. Iterative simulation and multiple distance function. *Water Resources Research* 52(3), 2099-2122.
- Tahmasebi, P., Sahimi, M., Caers, J., (2014). MS-CCSIM: Accelerating pattern-based geostatistical simulation of categorical variables using a multi-scale search in Fourier space. *Computers & Geosciences* 67, 75-88.
- Tan, X., Tahmasebi, P., Caers, J., (2014). Comparing training-image based algorithms using an analysis of distance. *Mathematical Geosciences* 46(2), 149-169.
- Tang, Y., Atkinson, P. M., Zhang, J., (2015). Downscaling remotely sensed imagery using area-to-point cokriging and multiple-point geostatistical simulation. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing* 101, 174-185.
- Tran, T. T., (1994). Improving variogram reproduction on dense simulation grids. *Computers & Geosciences* 20(7-8), 1161-1168.
- Wei, L.-Y., Levoy, M. (2000). Fast texture synthesis using tree-structured vector quantization. *Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- Wu, J. (2007). 4D seismic and multiple-point pattern data integration using geostatistics, Stanford University.
- Yager, R. R., (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics* 18(1), 183-190.

Yang, L., Hou, W., Cui, C., Cui, J., (2016). GOSIM: a multi-scale iterative multiple-point statistics algorithm with global optimization. *Computers & Geosciences* 89, 57-70.

Yin, G., Mariethoz, G., Sun, Y., McCabe, M. F., (2017). A comparison of gap-filling approaches for Landsat-7 satellite data. *International journal of remote sensing* 38(23), 6653-6679.

Zhang, T., Switzer, P., Journel, A., (2006). Filter-based classification of training image patterns for spatial simulation. *Mathematical Geology* 38(1), 63-80.

Abstract

In this thesis, a new multiple-point simulation (MPS) algorithm is proposed based on a hybrid of the discrete wavelet transform (DWT) and data fusion called CCWSIM, which is an extended version of the CCSIM algorithm. Indeed, what distinguishes the proposed algorithm from the CCSIM algorithm is to compute the cross-correlation function (CCF) in the wavelet feature space. In other words, in the proposed algorithm the CCF is computed using the approximation coefficients of the discrete wavelet transform. The approximation coefficients of the discrete wavelet transform not only extract the most important variability of a pattern but also at each decomposition level have a dimensional reduction equal to 75 percent of the original pattern, which can significantly increase computational efficiency. Also, in order to enhance hard data conditioning in this thesis, an approach based on the data fusion called ordered weighted averaging (OWA) is proposed. In this method, the accuracy of conditioning is improved using a weighted combination of the best-matched patterns in data event in the simulation grid. The proposed algorithm's performance in this thesis is evaluated using various training image in the conditional and non-conditional simulation with well-known MPS algorithms such as SNESIM, FILTERSIM, and MS-CCSIM. Comparative results show that the CCWSIM seems more accurate to reproduce the multiple-point statistics of training image than the other algorithms. Most specifically, time benchmarking shows the proposed algorithm is at least 10 times faster than other algorithms.

Keywords: multiple-point geostatistics, geostatistical simulation algorithms, discrete wavelet transform, data fusion, connectivity



Shahrood University
of Technology

Shahrood University of Technology

Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering

Ph.D. Thesis

**Improvement in Direct Sampling Multiple-Point Simulation based
on Hybrid Wavelet-Data fusion**

Mojtaba Bavand Savadkoohi

Supervisors:

Dr. Behzad Tokhmechi

Dr. Ali Reza Arab-Amiri

Advisor:

Dr. Erwan Gloaguen

February 2019