

عطیه النجری* (دانشجوی دکتری)

کریم آتشگر (دانشیار)

مرتضی عباسی (استادیار)

دانشکده‌ی مهندسی صنایع و مدیریت، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران.

مصطفی خزایی (استادیار)

دانشکده‌ی مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران.

امروزه یکی از چالش‌های پیش‌رو در حوزه‌ی کنترل فرآیند آماری، چگونگی رسیدگی به کلان‌داده‌ها به‌منظور ارزیابی کیفیت فرآیندها و محصولات است. یکی از انواع پرکاربرد کلان‌داده‌ها، تصویر است. تصاویر به سبب قابلیت‌هایی همچون دستیابی آسان و ارزان، ارائه‌ی اطلاعات در خصوص ابعاد، و هندسه‌ی محصولات و شناسایی عیوب در فرآیندهای صنعتی بسیار مورد توجه هستند. به همین سبب به‌کارگیری روش‌های کنترل فرآیند آماری برای داده‌های تصویری به‌منظور شناسایی تغییرات در عملکرد فرآیند و محصولات یک حوزه‌ی جذاب برای پژوهشگران و کارشناسان کیفیت در عصر کیفیت ۴ محسوب می‌شود. مطالعه‌ی حاضر، یک پژوهش مروری نظام‌مند با طبقه‌بندی مفهومی است، که منابع علمی معتبر در حوزه‌ی پایش فرآیند آماری و داده‌های تصویری بدون محدودیت زمانی را بررسی و در آخر، برخی از فرصت‌های موجود برای مطالعات آتی را در به‌کارگیری روش‌های کنترل فرآیند آماری با داده‌های تصویری بیان کرده است.

واژگان کلیدی: کنترل فرآیند آماری، پایش آماری داده‌های تصویری، یادگیری ماشین، پردازش تصویر.

atiyeh.aln@gmail.com

atashgar@iust.ac.ir

mabbasi@mut.ac.ir

khazae_m@mut.ac.ir

۱. مقدمه

تشخیص بیماری متاستاز مغز استخوان^[۱]، نظارت بر پیشرفت بیماری تومور مغزی^[۱۱]، ارزیابی کیفیت دستگاه‌های تصویربرداری پزشکی^[۱۲ و ۱۳]، نظارت رفتار گرداب در سطح دریا^[۱۴] و غیره کاربرد روزافزون دارد.

روش‌های کنترل فرآیند آماری مبتنی بر داده‌های تصویری تا حدودی با روش‌های مبتنی بر داده‌های عددی متفاوت است. نوع داده‌های استفاده‌شده در پایش فرآیند، مهم‌ترین عامل در انتخاب روش آماری مناسب به‌منظور به‌دست‌آوردن نتایج معنادار است.^[۱۵]

تاکنون، پژوهشگران در پایش فرآیند آماری برای داده‌های عددی، به دو رویکرد توجه کرده‌اند:

(۱) استفاده از روش‌های سنتی آماری^[۲]، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین^[۱۶]، در روش‌های سنتی آماری، مشخصه‌های کیفی به دو دسته‌ی عمده‌ی مشخصه‌های کیفی گسسته (وصفی)، و مشخصه‌های کیفی پیوسته (کمی) تقسیم می‌شوند، که با استفاده از نمودارهای کنترل وصفی و کمی، تک‌متغیره و یا چندمتغیره پایش می‌شوند. در برخی موارد، نظارت بر رابطه‌ی تابعی میان یک متغیر

پیشرفت‌های اخیر در فناوری دستیابی به داده‌ها، سبب دسترسی مهندسان و پژوهشگران به حجم انبوهی از داده‌ها (که کلان‌داده‌ها^۱ نامیده می‌شود) در رشته‌های مختلف علمی شده است.^[۱] تصاویر به سبب دستیابی آسان، سریع، و ارزان و همچنین ارائه‌ی اطلاعاتی در خصوص عملکرد دستگاه‌های تصویربرداری پزشکی، تشخیص بیماری، و میزان پیشرفت آن، ویژگی‌های کیفی ظاهری، مانند: رنگ، هندسه، و ابعاد محصولات، بررسی اجسام در نورهای مرئی و نامرئی به‌منظور تشخیص صدمه‌های سطحی و درونی، قابلیت نظارت بر فرآیند با نرخ تولید بالا به‌صورت گسترده در صنایع مختلف استفاده می‌شوند. کنترل فرآیند آماری (SPC) مبتنی بر داده‌های حاصل از تصاویر نیز به جهت اهدافی چون نظارت بر تغییرپذیری ویژگی‌های محصولات مانند ابعاد محصولات^[۲ و ۳]، تشخیص عیوب در سطح کاشی^[۴-۸]، بازرسی یکنواختی تغییرات سطح در صنعت نمایشگرهای کریستال مایع^[۹] و تولیدهای ماشین تراشکاری^[۱۰].

*نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۱/۲۶، تاریخ اصلاحیه: ۱۴۰۲/۰۷/۰۱، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۸/۰۸.

استناد به این مقاله:

النجری، عطیه، آتشگر، کریم، عباسی، مرتضی، و خزایی، مصطفی، ۱۴۰۳. مرور نظام‌مند روش‌های آماری در پایش داده‌های تصویری. مهندسی صنایع و مدیریت

شریف، ۴۰(۲)، صص. ۱۲۶-۱۵۱. DOI: 10.24200/j65.2023.61823.2339

Big Data

^۲ Statistical Process Control

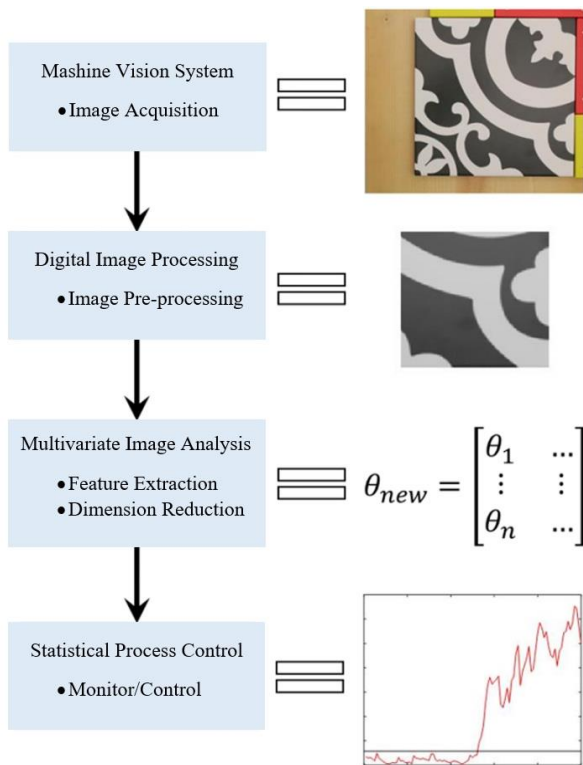
^۳ Traditional statistical method

^۴ Machine learning techniques

نمودارهای چندمتغیره در تشخیص تغییرات، فرآیندهایی با تعداد متغیرهای زیاد، مناسب نیستند.^[۲۴] به‌علاوه برای ارزیابی عملکرد روش‌های آماری پایش، به تعداد قابل توجهی تصویر نیاز است، که شرایط خارج از کنترل و تحت کنترل را داشته باشند، این کار فقط با شبیه‌سازی تصاویر انجام می‌شود. شبیه‌سازی مقدار قابل توجهی داده‌ی تصویری با هزاران پیکسل دشوار و نیازمند قدرت محاسباتی بالاست.^[۲۵] به همین جهت روش‌های آماری با روش‌های پردازش تصویر به‌منظور ایجاد روش‌های کنترل تغییرپذیری تلفیق شده‌اند تا به‌طور هم‌زمان از مزایای روش‌های SPC و اطلاعات یک تصویر استفاده شود. به‌طور کلی، کنترل فرآیند آماری با داده‌های تصویری از ۴ مرحله تشکیل شده است، که در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

تصاویر در ابتدا توسط سیستم‌های بینایی ماشین (MVS)^{۱۲}، که از دستگاه‌های تصویربرداری مانند دوربین‌های دیجیتال، اسکنرهای اشعه‌ی ایکس، و غیره استفاده می‌کنند، به‌دست می‌آیند.^[۲۵]

پس از مرحله‌ی تصویربرداری، روش‌های پایش‌پردازش تصویر به جهت آماده‌سازی داده‌ها برای مدل‌سازی و پایش آماری آنان انجام می‌گیرد. این



شکل ۱. چارچوب کلی پایش فرآیند آماری با داده‌های تصویری.^[۲۵]

پاسخ و یک یا چند متغیر مستقل، که اصطلاحاً پروفایل گفته می‌شود، برای کنترل آماری فرآیندها و محصولات مناسب‌تر است. در این شرایط، نظارت بر فرآیند و یا محصول شامل برآورد ساختار و پارامترهای پروفایل و به‌کارگیری یک نمودار کنترل برای پایش پروفایل در طول زمان است. امروزه، پژوهشگران به‌مورد پایش فرآیندها به‌صورت رابطه‌ی تابعی (پروفایل) در حوزه‌ی صنعت بسیار توجه کرده‌اند، که سبب توسعه‌ی روش‌های متعددی برای پایش پروفایل‌ها شده است.^[۲۰-۱۷]

یادگیری ماشین، نوع دیگری از روش‌های کاربردی در کنترل فرآیند آماری است، که براساس مجموعه‌ای از ویژگی‌ها (متغیرها)، فرآیند را مدل می‌کند. یادگیری ماشین به دو دسته‌ی عمده‌ی روش یادگیری تحت نظارت^۱ و روش یادگیری بدون نظارت^۲ تقسیم‌بندی می‌شود.^[۱۶] اگر در مجموعه‌ی داده‌های اولیه، به‌ازاء هر ورودی (متغیر توضیحی)، یک داده‌ی خروجی (متغیر قابل پیش‌بینی) وجود داشته باشد، روش‌های یادگیری با نظارت استفاده می‌شوند. مدل‌های تخمین زده‌شده با روش‌های یادگیری با نظارت قادرند برای ورودی‌های جدید، خروجی‌های جدید را مبتنی بر داده‌های اولیه پیش‌بینی کنند. روش‌های یادگیری بدون نظارت زمانی استفاده می‌شوند که در مجموعه‌ی داده‌های اولیه، هیچ متغیر خروجی وجود نداشته باشد و فقط با پیدا کردن گروه و یا ساختاری مناسب، دانش نهفته از میان داده‌ها استخراج می‌شود.^[۲۱] ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۳، درخت تصمیم^۴، شبکه‌های بیزین^۵، شبکه‌های عصبی^۶، آنالیز تشخیصی^۷، الگوریتم خوشه‌بندی-K-means^۸، و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)^۹ و کی- نزدیک‌ترین همسایه (K-NN)^{۱۰}، و غیره از روش‌های یادگیری ماشین هستند، که در حوزه‌ی SPC استفاده می‌شوند. ترن^{۱۱} و همکاران (۲۰۲۲،^[۲۱] به مرور روش‌های یادگیری ماشین در حوزه‌ی کنترل فرآیند آماری پرداخته‌اند.

پایش آماری داده‌های تصویری، مشابه مسئله‌ی پایش پروفایل در ادبیات کنترل فرآیند آماری برای داده‌های عددی است. به این معنا که تصاویر را می‌توان به‌عنوان توابع دومتغیره برای دو بُعد مکانی پیکسل‌ها^{۱۲} در نظر گرفت. اما در روش‌های موجود پایش پروفایل معمولاً فرض می‌شود که پروفایل‌ها پیوسته هستند، در صورتی که تصاویر اغلب حاوی ناپیوستگی هستند و به سبب ساختار پیچیده‌ای که دارند، بسیاری از روش‌های برازش تابع را غیرقابل اجرا می‌کنند.^[۲۲] علاوه بر این، تصاویر مشاهده‌شده ممکن است که نویز، تاری، ناهماهنگی، و انواع آلودگی را داشته باشند، که مطالعات موجود در حوزه‌ی پایش پروفایل معمولاً چنین مسائلی را حل نمی‌کنند.^[۲۳] از سوی دیگر، یک تصویر معمولی در طیف خاکستری، حاوی ده‌ها هزار پیکسل است، بنابراین داده‌ها ابعاد بالایی دارند. نظارت بر هر پیکسل به‌صورت یک متغیر در هر تصویر از لحاظ محاسباتی کامل است، اما در ادبیات نشان داده شده است که

^۸ K-means Clustering

^۹ Principal Component Analysis

^{۱۰} K-Nearest Neighbors

^{۱۱} Tran

^{۱۲} Pixel

^{۱۳} Machine Vision System

^۱ Supervised Learning

^۲ Unsupervised Learning

^۳ Support Vector Machine

^۴ Decision Tree

^۵ Bayesian Networks

^۶ Neural Networks

^۷ Discriminant Analysis

ارائه دهد و در یافتن حوزه‌های جدید پژوهش، به پژوهشگران نیز کمک کند. نوشتار حاضر به این صورت سازماندهی شده است: در بخش دوم، به معرفی روش جستجو برای یافتن نوشتارهای مرتبط و سپس مرور و طبقه‌بندی مفهومی آنان پرداخته شده است. در بخش سوم، طرح طبقه‌بندی مفهومی برای تجزیه و تحلیل نوشتارهای منتخب توضیح داده شده است. در بخش چهارم، نوشتارهای انتخاب شده با در نظر گرفتن ۳ معیار ارائه شده در بخش پنجم، طبقه‌بندی و ارائه شده‌اند. نتایج این مرحله در بخش پنجم تجزیه و تحلیل شده است. در نهایت، بخش آخر، به نتیجه‌گیری و پیشنهادهای مطالعات آتی برای پژوهشگران اختصاص دارد.

۲. روش پژوهش

در نوشتار حاضر، به منظور مرور مطالعات در حوزه‌ی پایش آماری داده‌های تصویری، بر اساس نوشتار کلبی^{۱۴} و همکارش (۱۹۹۱)،^[۲۵] از روش مرور نظام‌مند مبتنی بر تحلیل محتوا، و از رویکرد ارائه شده در نوشتار هاچیکا^{۱۵} و همکارش (۲۰۱۲)،^[۳۶] به جهت طبقه‌بندی مفهومی نوشتارهای مرتبط استفاده شده است.

مرور نظام‌مند بر اساس تحلیل محتوا از دو مرحله‌ی اصلی: (۱) تعیین روش جستجو و تشخیص منابع، نوشتارها، و مطالعات مرتبط با موضوع، و (۲) تجزیه و تحلیل و طبقه‌بندی نوشتارهای حاصل از مرحله‌ی اول تشکیل شده است.

۱.۲. روش جستجو و تعیین منابع مرتبط با موضوع

در نوشتار حاضر، فقط نوشتارهای منتشر شده در مجلات بررسی شده است. به منظور جستجوی مطالعات مرتبط از روش جستجوی دیجیتالی با در نظر گرفتن واژگان کلیدی: *statistical control chart image*، *quality control monitoring*، *statistical process control*، *quality monitoring* و ترکیب‌های آن‌ها در عنوان، چکیده، و واژگان کلیدی نوشتارها در پایگاه‌های الکترونیکی انگلیسی، مانند: *ScienceDirect*، *Emerald*، *Springer link*، *Taylor & Francis*، *John Wiley* و *Insight*، و غیره انجام شده است.

به علاوه در مرحله‌ی کنونی، با استفاده از روش گلوله‌ی برفی رو به جلو^{۱۶} و رو به عقب^{۱۷} به ترتیب استنادها و مراجع نوشتارهای حاصل جستجوی اخیر نیز بررسی شده‌اند، تا منابع احتمالی مرتبط با موضوع، که در جستجو یافت نشده بودند، به چرخه‌ی مرور اضافه شوند.^[۳۷]

مرحله سبب افزایش کیفیت بصری تصویر می‌شود. تغییر اندازه‌ی تصویر^۱، برش ناحیه‌ی مورد نظر^۲، افزایش وضوح تصویر^۳، و حذف نویز^۴، متداول‌ترین روش‌های پیش‌پردازش تصویر هستند.^[۲۵] حذف نویز از تصویر با حفظ ویژگی‌های اساسی تصویر معمولاً با روش‌هایی مانند هموارسازی گاوسی^۵، فیلتر میانی^۶، روش حذف نویز موجک^۷، و غیره انجام می‌گیرد.^[۲۶] افزایش وضوح در تصویر سبب می‌شود که تشخیص ویژگی‌های مختلف در تصویر آسان‌تر شود. این روش در تصویربرداری پزشکی و نظارت بیماری پر کاربرد است.^[۲۷] یکسان‌سازی هیستوگرام^۸، کشش کنتراست^۹، و غیره از روش‌های افزایش وضوح هستند.^[۲۸] روش‌های تغییر اندازه نیز به جهت تنظیم اندازه‌ی تصویر با توجه به کاربرد مورد نظر یا تغییر نسبی ابعاد آن به کار می‌روند. درون‌یابی نزدیک‌ترین همسایه^{۱۰}، درون‌یابی دوخطی^{۱۱}، درون‌یابی دومکعبی^{۱۲}، و غیره از روش‌های تغییر اندازه‌ی تصویر است.^[۲۹] در برخی نوشتارها،^[۳۰-۳۲] نیز انواع روش‌های پیش‌پردازش ارائه شده است. روش‌های پیش‌پردازش تصویر با توجه به دستگاه تصویربرداری بنیایی ماشین، شرایط محیطی تصویر و روش تجزیه و تحلیل تصویر انجام می‌شود.^[۳۳]

تصاویر پیش‌پردازش شده به دلیل افزونگی داده، اغلب بسیار بزرگ هستند. به همین سبب در مرحله‌ی بعد، روش‌های استخراج ویژگی به استخراج و انتخاب اطلاعات مهم از تصاویر می‌پردازند. در مرحله‌ی آخر، روش‌های کنترلی برای نظارت بر ویژگی‌های استخراج شده برای تشخیص تغییرات استفاده می‌شوند.^[۲۵]

از منظر کنترل کیفیت، مسئله‌ی رایج هنگام استفاده از داده‌های تصویری، انتخاب روش آماری مناسب برای تجزیه و تحلیل و پایش چنین کلان داده‌ای است.

پایش داده‌های تصویری، یک حوزه‌ی نسبتاً جدید در کنترل فرآیند آماری است، که به دلیل رشد سریع به‌کارگیری تصویر در سال‌های اخیر، مطالعات فراوانی را به خود جلب کرده است. در سال ۲۰۱۱، یک نوشتار مروری در حوزه‌ی اخیر توسط مگاهد^{۱۳} و همکاران،^[۳۴] منتشر شده است و پس از آن، تعداد زیادی نوشتار در این زمینه به چاپ رسیده‌اند. با این حال، نوشتار مروری که خلاصه‌ای از مطالعات اخیر را ارائه کند، وجود ندارد. همچنین به‌رغم وجود مطالعات فراوان، تاکنون نوشتاری که با رویکرد نظام‌مند به بررسی و مرور پژوهش‌ها در این حوزه پرداخته باشد، انجام نشده است. نوشتار حاضر در صدد است تا یک مرور نظام‌مند به همراه طبقه‌بندی مفهومی از روش‌های SPC در پایش انواع داده‌های تصویری در منابع معتبر علمی بدون محدودیت زمانی

^{۱۰} Nearest neighbor interpolation

^{۱۱} Bilinear interpolation

^{۱۲} Bicubic interpolation

^{۱۳} Megahed

^{۱۴} Kolbe

^{۱۵} Hachicha

^{۱۶} forward snowballing

^{۱۷} Backward snowballing

^۱ Resizing

^۲ Cropping

^۳ Contrast Enhancement

^۴ Denoising

^۵ Gaussian smoothing

^۶ Median filtering

^۷ Wavelet denoising

^۸ Histogram equalization

^۹ Contrast stretching

۲.۲. طبقه‌بندی نوشتارها

در مرحله‌ی ۱.۲؛ ۶۴ نوشتار مرتبط با موضوع پایش آماری و داده‌های تصویر یافت شده است، که با این ۳ معیار طبقه‌بندی شده‌اند:

۱. تعداد نوشتارها در هر سال،

۲. تعداد نوشتارهای منتشرشده در هر مجله،

۳. پرسش‌های مرتبط با طبقه‌بندی مفهومی.

سؤال‌ها و پاسخ‌های احتمالی طرح طبقه‌بندی مفهومی در جدول ۱ ارائه شده‌اند. هر یک از حالت‌های مذکور در بخش بعد به تفصیل بررسی شده‌اند.

۳. سؤال‌ها و پاسخ‌های احتمالی برای طرح طبقه‌بندی

مفهومی

در بخش حاضر، سؤال‌ها و پاسخ‌های ممکن در بخش قبل، بحث و بررسی شده‌اند.

۱.۳. نواحی پایش آماری

براساس نوشتارهای انتخاب‌شده، پایش آماری داده‌های تصادفی به چند حوزه‌ی اصلی از پایش فرآیند آماری تقسیم می‌شود:

- **طراحی روش آماری:** هدف اصلی در حوزه‌ی ، یکی از قدرتمندترین ابزارها در حوزه‌ی مذکور هستند. تشخیص هرگونه تغییرات در داده‌های تصویری با انواع پس‌زمینه‌ی یکنواخت و یا با الگوی ثابت و تصادفی، تشخیص هرگونه تغییرات در مشخصه‌های کیفی به‌دست‌آمده از تصویر، مانند: رنگ، ابعاد محصول، و غیره از اهداف اصلی طراحی روش‌های آماری برای داده‌های تصویری است.

- **برآورد نقطه‌ی تغییر:** زمانی را که یک فرآیند به‌دلیل تغییرات غیرتصادفی، از وضعیت تحت کنترل به خارج از کنترل منتقل می‌شود، نقطه‌ی تغییر می‌گویند. روش‌های مختلفی برای برآورد نقطه‌ی تغییر وجود دارد. امیرخانی و الهیاری (۲۰۱۲)،^[۳۸] به مرور روش‌های برآورد نقطه‌ی تغییر در انواع مختلفی از فرآیندها پرداخته‌اند.

تشخیص: در پایش آماری داده‌های تصویری، تشخیص نمونه‌های خارج از کنترل پس از صدور سیگنال خارج از کنترل، یک حوزه‌ی تحقیقاتی مهم به‌شمار می‌آید. به‌دست‌آوردن اطلاعات مهم تشخیصی برای نمونه‌های خارج از کنترل سبب کاهش زمان شناسایی علل ریشه‌ای و انجام اقدام‌های اصلاحی می‌شود.

در میان نوشتارهای منتخب، روش‌های تشخیصی اطلاعاتی درخصوص مکان و اندازه‌ی عیب در تصاویر خارج از کنترل ارائه می‌کنند. به‌علاوه، بسیاری از روش‌های تشخیصی می‌توانند علاوه‌بر تشخیص یک عیب در تصویر، هم‌زمان چندین عیب را شناسایی کنند. در مطالعات انجام‌شده، شکل عیوب از قبل پیش‌بینی شده است. در اغلب مطالعات، عیوب به شکل مربع بررسی و مقایسه شده‌اند.^[۴،۳۹،۴۰] در نوشتار کانگ^۱ (۲۰۲۲)،^[۳۳] روشی برای تشخیص عیوب در دو نوع شکل مربع و علامت ضرب ارائه شده است.

جدول ۱. سؤال‌ها و پاسخ‌های احتمالی طبقه‌بندی مفهومی.

۱. نوشتار انتخاب‌شده به کدام ناحیه‌ی پایش فرآیند آماری تعلق دارد؟

۱.۱. طراحی آماری نمودار کنترل،

۲.۱. برآورد نقطه‌ی تغییر،

۳.۱. تشخیص.

۲. در نوشتار از کدامیک از انواع تصاویر استفاده می‌شود؟

۱.۲. تصویر دودویی،

۲.۲. تصویر طیف خاکستری،

۳.۲. تصویر رنگی،

۴.۲. تصویر فراطیفی،

۵.۲. موارد دیگر.

۳. در نوشتار از چه روشی برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود؟

۱.۳. روش‌های سنتی استخراج ویژگی،

۲.۳. روش‌های یادگیری ماشین در استخراج ویژگی،

۳.۳. موارد دیگر.

۴. کدامیک از انواع نمودارهای کنترل در نوشتار استفاده شده است؟

۱.۴. زمانی،

۲.۴. فضای،

۳.۴. فضای-زمانی.

۵. چه نوع معیاری برای ارزیابی عملکرد استفاده می‌شود؟

طراحی آماری نمودارهای کنترل: ARL, SDRL, MRL, PASP. برآورد نقطه‌ی تغییر:

$$\bar{\varepsilon}, Med(\varepsilon), SD(\varepsilon), p(|\varepsilon| \leq i); \varepsilon = \tau - \hat{\tau} \quad i = 0, 1, 2$$

تشخیص: ارزیابی مکان‌یابی خطا:

$$E(SDSC), SD(SDSC), E(JSDS), SD(JSDS)$$

۶. روش ارائه‌شده در نوشتار مناسب کدامیک از فازهای کنترل فرآیند آماری است؟

۱.۶. فاز اول،

۲.۶. فاز دوم،

۳.۶. فازهای اول و دوم،

۴.۶. تمایزی میان فاز اول و دوم وجود ندارد.

۷. کاربرد عملی

صنعت چاپ سه‌بعدی، صنعت نساجی و بافت پارچه، صنعت کاشی و سرامیک، کیفیت دستگاه‌های تصویربرداری پزشکی و داروسازی، تشخیص بیماری، و روند پیشرفت آن، و غیره.

امیرخانی و امیری (۲۰۱۷)،^[۶] روش تشخیصی خود را برای عیوب به شکل دایره و مربع بررسی کرده‌اند. عیوب به شکل مستطیل و شکل "L" در روش ارائه‌شده در نوشتار زو^۲ و همکاران (۲۰۲۰)،^[۴۱] تشخیص داده شده‌اند. منظور از شکل عیوب، فرم قرارگیری پیکسل‌های معیوب در تصویر است. در شکل ۲، فرم عیوب مستطیلی و "L" مشاهده می‌شود.

^۲ Zuo

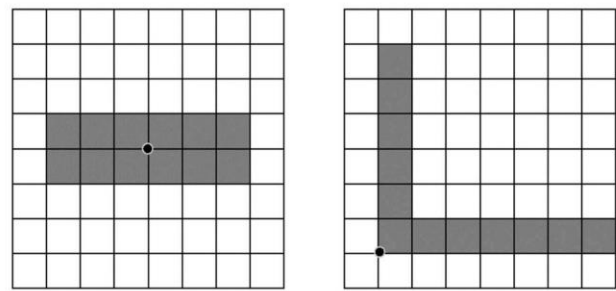
^۱ Kang



شکل ۳. (a) تصویر باینری، (b) تصویر طیف خاکستری، (c) تصویر رنگی (RGB).^[۴۴]

- **تصاویر رنگی:** نوع دیگری از تصاویر دیجیتال، تصاویر رنگی هستند. تصاویر رنگی در سیستم‌های پردازش دیجیتال را می‌توان براساس مدل رنگ (فضای رنگ یا سیستم رنگ) بیان کرد. هدف مدل‌های رنگ، تسهیل در تعیین مشخصات رنگ‌ها در یک استاندارد است. RGB، Luv، CMYK، LAB، HSB، و HLS، از معروف‌ترین مدل‌های رنگی هستند. در ادبیات، تصاویر رنگی دیجیتال در بخش کنترل کیفیت عمدتاً براساس مدل RGB^۶ تعریف می‌شود.^[۴۴] در مدل RGB، تمام رنگ‌ها در هر پیکسل فقط از ترکیب سه رنگ قرمز (R)، سبز (G)، و آبی (B) تشکیل می‌شود. با ترکیب رنگ‌های یادشده که به آن‌ها رنگ‌های ابتدایی می‌گویند، رنگ‌های دیگر ثانویه ایجاد می‌شود. شدت در تصویر رنگی به صورت بردار $f(x, y)$ با سه جزء قرمز، سبز، و آبی است، که در هر جزء، شدت، مشابه تصویر طیف خاکستری با مقداری بین یک کران پایین و بالا مشخص می‌شود. تصاویر RGB عمدتاً، برای ایجاد تصویر در تلویزیون و مانیتورها استفاده می‌شوند.^[۴۳] اگر هر طیف رنگ در مدل رنگ تصاویر رنگی، به‌عنوان یک متغیر در نظر گرفته شود، هر تصویر مجموعه‌ای از مشاهده‌های سه‌متغیره برای هر پیکسل است. در شکل ۳، انواع تصاویر باینری، طیف خاکستری، و رنگی (RGB) مشاهده می‌شود.

- **تصاویر ابرطیفی و یا تصاویر چندطیفی:** تصاویر ابرطیفی و یا چندطیفی حاوی اطلاعاتی خارج از محدوده‌ی ادراکی انسان هستند. یک تصویر ابرطیفی، مجموعه‌ای از تعداد زیادی تصویر است، که از یک منظره‌ی واحد، در طول موج‌های متفاوت و مجاور هم، در تمام یا بخشی از بازه‌ی طول‌موج‌های ۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر اخذ شده‌اند. داده‌های مربوط به تصاویر مذکور به‌صورت یک مکعب داده، قابل نمایش هستند. ابعاد مکعب مذکور، برابر تعداد سطرها، ستون‌ها، و باندهای اخذ تصویر است. برای هر پیکسل از یک تصویر ابرطیفی با تعداد N باند، منحنی حاصل از رسم مقادیر شدت روشنایی در باندهای مختلف $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ بر حسب شماره‌ی باندها $\mathbf{x} = [1, 2, \dots, N]$ به امضای طیفی^۱ پیکسل مشهور است. با تعریف اخیر، تصاویر رنگی، زیرمجموعه‌ای از تصاویر فراطیفی هستند.^[۴۵] به‌دلیل ماهیت همبستگی میان شدت نور باندهای مختلف در مجموعه‌ی تصاویر هم‌تراز، به تصویر چندطیفی و فراطیفی تصویر چندمتغیره نیز گفته می‌شود.^[۳۴]



شکل ۲. عیب به شکل "L" و عیب به شکل مستطیل.^[۴۱]

۲.۳. انواع داده‌های تصویری

داده‌های تصویری در دنیای واقعی به‌صورت آرایه‌های دو و سه بعدی در نظر گرفته می‌شوند. پیکسل، کوچک‌ترین جزء تصویر دوبعدی است، که با موقعیت (x, y) در دو محور مختصات دکارتی X و Y مشخص می‌شود. در کنترل فرآیند آماری برای هر تصویر دوبعدی، بُعد دیگری از اطلاعات طیفی وجود دارد که به‌صورت تابع $f(x, y)$ یا بردار $f(x, y)$ است؛ زیرا برای هر موقعیت پیکسل، مقداری با نام شدت^۱ براساس شدت رنگ، میزان تابین^۲ و غیره تعیین می‌شود.^[۳۰] در تصاویر دیجیتال، با افزایش وضوح تصویر، تعداد پیکسل‌ها افزایش می‌یابد. شدت در هر پیکسل به نوع تصویر بستگی دارد. داده‌های تصویری براساس مقدار شدت، به ۴ دسته‌ی: (۱) تصاویر دودویی^۳؛ (۲) تصاویر طیف خاکستری^۴؛ (۳) تصاویر رنگی^۵؛ (۴) تصاویر چند طیفی^۶؛ و ابر طیفی^۷ تقسیم می‌شوند.^[۴۲] با توجه به نوشتارهای انتخاب‌شده، تصاویر به این دسته‌بندی‌ها تقسیم می‌شوند (این تذکر لازم است که تصاویر پس از عبور از مرحله‌ی پیش‌پردازش و تبدیل، دسته‌بندی شده‌اند تا بیانگر آن باشند که هر روش ارائه‌شده در نوشتارها، مناسب چه نوع داده‌ی تصویری است):

- **تصاویر باینری:** تصاویر باینری، ساده‌ترین نوع تصاویر دیجیتال هستند، که به آن‌ها تصاویر سیاه و سفید و یا تصاویر تک‌بیتی نیز گفته می‌شود، زیرا برای هر پیکسل فقط یک بیت رنگ سیاه و یا سفید خالص وجود دارد، مقدار شدت به‌صورت صفر (برای رنگ سیاه) و یک (برای رنگ سفید) است. داده‌های تصویر باینری، فقط اطلاعاتی درخصوص شکل کلی و یا طرح کلی از شی در تصویر ارائه می‌دهند.

- **تصاویر طیف خاکستری:** در تصاویر طیف خاکستری، که به‌عنوان تصاویر تک‌رنگ^۸ نیز شناخته می‌شوند، نمایش عددی شدت هر پیکسل می‌تواند با مقداری بین یک کران پایین و بالا مشخص شود و بسته به تعداد بیتی که برای هر پیکسل اختصاص داده می‌شود، تعداد رنگ قابل نمایش طیف خاکستری متغیر خواهد بود. به‌عنوان مثال، در تصویر ۸ بیتی، که در هر پیکسل آن فقط از ۸ بیت اطلاعات استفاده شده است، مقدار شدت به‌صورت صفر برای رنگ سیاه و ۱، برای رنگ سفید و برای تمامی طیف خاکستری، شدت در بازه‌ی $(1 - 2^8, 0)$ است.^[۴۳]

^۶ Multi-Spectral image

^۷ Hyper-Spectral image

^۸ Monochrome

^۹ Red Green Blue

^{۱۰} Spectral signature

^۱ Intensity

^۲ Contrast

^۳ Binary image

^۴ Gray-scale image

^۵ Color image

جدول ۲. انواع روش‌های تجزیه و تحلیل بافت تصاویر.

دسته‌ی روش‌ها	نوع روش	
آماري	هیستوگرام [۴۳ و ۵۸-۶۰]	
	ماتریس هم‌رخداد [۵۳ و ۶۱]	
	الگوی باینری محلی [۶۰-۶۲ و ۶۴]	
ساختاری	روش‌های دیگر [۶۸-۶۵]	
	مورفولوژی [۶۹ و ۷۰]	
	تشخیص لبه [۷۲-۷۱]	
بر مبنای مدل	روش‌های دیگر [۷۶-۷۴]	
	میدان تصادفی مارکوف [۷۹-۷۷]	
	مدل فراکتال [۸۳-۸۰]	
بر مبنای تبدیل	مدل اتو رگرسیو [۸۴ و ۸۵]	
	فضایی	فیلتر گاوسی [۸۶]
		فیلتر لاپلاسیان [۸۷]
		روش‌های دیگر [۹۰-۸۸]
	بسامدی	موجک [۹۷-۹۱]
		فیلتر گابور [۱۰۰-۹۸]
		روش‌های دیگر [۱۰۱ و ۱۰۲]
		روش‌های بسامدی و فضایی [۱۰۶-۱۰۳]

موارد دیگر: بسیاری از نوشتارهای انتخاب‌شده، روش‌های آماری را براساس شدت نور هر پیکسل از تصویر دیجیتال ارائه می‌دهند. اما در برخی از پژوهش‌ها، [۴۶-۵۰] بدون توجه به شدت نور، هر پیکسل برای هر نوع تصویر مناسب است و یا در نوشتار پاسیلا^۱ و همکاران (۲۰۱۷)، [۵۱] روش آماری، مبتنی بر لبه‌ی اشیا در تصویر است.

۳.۳. روش‌های استخراج ویژگی

در تصاویر طیف خاکستری، استخراج ویژگی اغلب با پردازش بافت انجام می‌گیرد. بافت به صورت یک تابع از تغییرپذیری فضایی شدت پیکسل‌ها در هر طیف رنگی است، که به ویژگی‌های فضایی سطوح یا ساختار اشیا در تصویر اشاره دارد. بافت تصویر، شامل توزیع فضایی طیف خاکستری یا رنگی است، که به‌عنوان یک خصوصیت در یک ناحیه از تصویر است و برای یک نقطه از تصویر بیان نمی‌شود. برای تشخیص برخی از انواع بافت‌ها، تعداد قابل توجهی از واحدهای شدت پیکسل در همسایگی فضایی هر ناحیه نیاز است. [۵۲] در تجزیه و تحلیل تصاویر طیف خاکستری با توجه به اینکه رنگ، اطلاعات طیفی، و فراطیفی برای آن وجود ندارد، بافت تصویر یک ویژگی مهم برای شناسایی و توصیف اشیا در تصویر است. در تصاویر رنگی RGB به‌کارگیری توأمان طیف رنگی و اطلاعات بافت تصویر سبب بهبود استخراج ویژگی در تصاویر ماهواره‌ای، صنعتی، و پزشکی شده است. [۵۳-۵۶]

- **روش‌های سنتی استخراج ویژگی:** در نوشتار ماترکا^۲ و همکارش (۱۹۹۸)، [۵۷]، تکنیک‌ها و روش‌های سنتی تجزیه و تحلیل و استخراج ویژگی‌های بافت به ۴ دسته‌ی (۱) روش‌های آماری، (۲) روش‌های ساختاری یا هندسی، (۳) روش‌های پردازشی یا بر مبنای فیلتر، و (۴) روش‌های مبتنی بر مدل تقسیم‌بندی شده‌اند. در جدول ۲، انواع روش‌های تجزیه و تحلیل بافت و مطالعات انجام‌شده در هر کدام از زمینه‌ها ارائه شده است. در برخی نوشتارها، [۵۷ و ۱۰۸-۱۰۷] مرور جامعی از روش‌های تجزیه و تحلیل بافت ارائه شده است. در میان روش‌های انجام‌شده، ماتریس هم‌رخداد^۳، [۱۰۹] اتو رگرسیو^۴ مرتبه‌ی اول، [۱] و آنالیز مشترک چندفراکتالی^۵، [۴۸] در روش‌های بر مبنای مدل و روش موجک در برخی نوشتارهای دیگر، [۵-۴، ۲۳، ۱۱۰] در روش‌های بسامدی بر مبنای تبدیل در حوزه‌ی کنترل فرآیند آماری داده‌های تصویری برای تجزیه و تحلیل بافت استفاده شده‌اند.

$$f(x) = \sum_{k=0}^{j-1} C_{j,k} \phi_{j,k}(x) + \sum_{j=1}^{j-1} \sum_{k=0}^{j-1} d_{j,k} \psi_{j,k}(x) \quad (1)$$

که در آن، $C_{j,k}$ ضرایب تقریبی موجک و حاصل ضرب داخلی $f(x)$ با تابع موجک پدر $\phi_{j,k}(x)$ و $d_{j,k}$ ضرایب جزئی تبدیل موجک و حاصل ضرب داخلی $f(x)$ با تابع موجک مادر $\psi_{j,k}(x)$ هستند. j سطح تجزیه‌ی موجک را نشان می‌دهد. بردار ضرایب موجک اندازه‌ای کمتر از اندازه‌ی نقاط داده دارد، که به سطح تجزیه‌ی موجک بستگی دارد. به همین خاطر به‌منظور استخراج بهینه‌ی ویژگی‌ها از موجک استفاده می‌شود. [۱۱۲]

موجک‌ها در حوزه‌ی کنترل فرآیند آماری به‌منظور برآورد پروفایل‌های ناپارامتریک با جهش ناگهانی^۶ استفاده می‌شوند. آن‌ها با کمینه‌ی ضرایب،

موجک از پرکاربردترین روش‌های تجزیه و تحلیل تصاویر است. زیرا می‌تواند علاوه بر حفظ ساختار بافت تصویر با از دست دادن کمینه‌ی اطلاعات، تصاویر را فشرده‌سازی کند. [۴۲]

موجک‌ها از دو فیلتر تشکیل شده‌اند، که تقریب و جزئیات یک سیگنال را ارائه می‌دهند. به همین سبب می‌توانند در مقیاس‌های مختلف برای تجزیه و تحلیل بافت استفاده شوند. [۴۲]

تبدیل موجک گسسته‌ی یک‌بعدی برای هر تابع $f(x)$ را می‌توان به صورت سری رابطه‌ی ۱ را نوشت:

^۵ Joint Multifractal Analysis

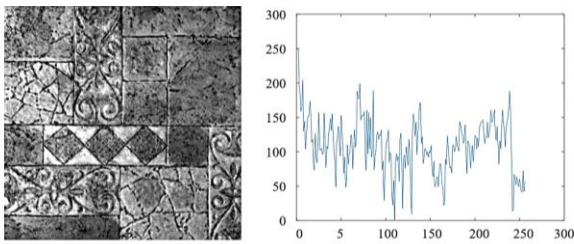
^۶ Sharp change

^۱ Pacella

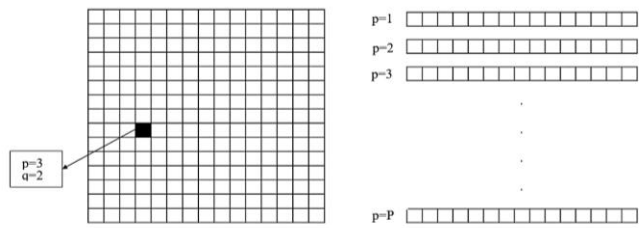
^۲ Materka

^۳ Co-Occurrence Matrix

^۴ Auto-Regressive



(b)



(a)

شکل ۴. (a) ماتریس تصویر و ردیف های آن، (b) تصویر کاشی و پروفایل (سیگنال) از نخستین ردیف تصویر کاشی.^[۵]

هستند که به وسیله آن‌ها می‌توان تصویر را بازسازی و به‌عنوان داده‌ی ورودی برای کنترل فرآیند آماری استفاده کرد. مدل کلی PCA را می‌توان به‌صورت: $\hat{X} = TP^T$ نوشت که در آن X ماتریس تصویر، P ماتریس وزن^۵، و T ماتریس نمره^۶ (مؤلفه‌های اصلی) و یا مختصات پیکسل‌های تصویر در فضای مؤلفه‌های اصلی است و ماتریس باقیمانده مدل برابر $E = X - TP^T$ است.^[۵۲]

در برخی نوشتارها،^[۲، ۵۰، ۵۱، ۱۱۰، ۱۱۶] ماتریس تصویر با استفاده از روش PCA به مؤلفه‌های اصلی تجزیه و سپس مؤلفه‌ها با نمودارهای کنترل چندمتغیره پایش شده‌اند. پایش مؤلفه‌های اصلی به‌دست‌آمده با نمودارهای کنترل چندمتغیره در نوشتار فرر^۷ (۲۰۰۷)،^[۱۲۶] به‌صورت جامع بررسی شده است.

تبدیل تصاویر دوبعدی یا چندبُعدی به مدل PCA سبب می‌شود تا ساختار فضایی تصویر تغییر کند و تعامل میان پیکسل‌ها نادیده گرفته شود. همچنین روش PCA، فقط برای تصاویر مقیاس خاکستری مناسب است؛ که برای غلبه به مسئله‌ی مذکور، لیو^۸ و همکارش (۲۰۰۷) و باهراتی^۹ و همکاران (۲۰۰۴)،^[۱۲۷ و ۱۲۸] روش PCA را به روش UPCA^{۱۰} توسعه دادند، تا قابلیت استخراج ویژگی از ماتریس چندبُعدی تصاویر رنگی را داشته باشد. در روش UPCA نیز ساختار تانسوری^{۱۱} تصویر از بین می‌رود، به‌علاوه ویژگی‌های استخراج‌شده محدود به تعداد طیف‌های رنگی هستند. برای انجام کاهش ابعاد ساختار تانسوری تصویر رنگی، یو^{۱۲} و همکارش (۲۰۰۳)،^[۱۲۹] آنالیز چندمتغیره‌ی تصویر (MIA)^{۱۳} رنگی را براساس MPCA^{۱۴} گسترش دادند. یان^{۱۵} و همکارانش (۲۰۱۴)،^[۱۱۹] پایش مبتنی بر تجزیه‌ی تانسور کم‌رتبه^{۱۶} (LRTD) و نمودار کنترل چندمتغیره را جایگزین روش UPCA کردند، زمانی که یک تعامل قوی بین مکان و رنگ در تصاویر وجود دارد، روش آنان عملکرد مطلوبی دارد. با وجود این، روش‌های مبتنی بر LRTD به یک الگوریتم بهینه‌سازی برای یافتن بهترین تصویر تقریبی نیاز دارند.^[۱۳۰] علاوه بر این، پس از شناسایی تغییرات، به‌منظور تشخیص خطا باید با یک روش تشخیصی ترکیب شوند.^[۱۳۱]

برآورد مناسبی از پروفایل‌ها را ارائه می‌دهند. به‌بیان دیگر، موجک‌ها توابع پایه‌ای هستند که قابلیت تقریب توابع پیچیده با نوسان‌های نامنظم را دارند. توانایی تجزیه‌وتحلیل هم‌زمان داده‌ها در حوزه‌ی بسامدی و فضایی از دیگر مزایای تبدیل موجک است. این ویژگی سبب می‌شود تا تبدیل موجک به‌منظور شناسایی تغییرات در دامنه‌ی فضایی و زمانی استفاده شود.^[۱۱۱]

در حوزه‌ی پایش داده‌های تصویری، کوشا و همکاران (۲۰۱۷)،^[۵] ماتریس دوبُعدی تصویر طیف خاکستری را مطابق شکل ۴ به سیگنال یک‌بُعدی تبدیل کرده‌اند. در روش اخیر، شدت نور پیکسل‌ها در هر ردیف از ماتریس تصویر به‌صورت یک پروفایل ناپارامتریک در نظر گرفته می‌شود، که با روش موجک مدل‌سازی و سپس با نمودارهای کنترل پایش می‌شوند. در برخی نوشتارها،^۸ و^[۲۳] از روش ذکرشده برای تجزیه‌وتحلیل تصویر در مقیاس بزرگ استفاده کرده‌اند. همچنین در نوشتارهای دیگری،^[۴، ۱۰، ۲۳] از تبدیل موجک دوبُعدی در تجزیه‌وتحلیل تصاویر استفاده کرده و سپس با نمودارهای کنترل به پایش ضرایب موجک حاصل از تصویر پرداخته‌اند.

روش‌های یادگیری ماشین در استخراج ویژگی

روش‌های یادگیری ماشین نیز در استخراج ویژگی تصاویر در حوزه‌ی کنترل فرآیند آماری نقش مهمی دارند. در برخی نوشتارها در این زمینه،^[۱۱۳ و ۱۱۴] به بررسی انواع روش‌های استخراج ویژگی از داده‌های تصویری با یادگیری ماشین پرداخته شده است. در میان مطالعات انجام‌شده در حوزه‌ی پایش آماری فرآیند با داده‌های تصویری، انواع روش‌های PCA،^[۲، ۵۰، ۱۱۵-۱۱۹] انواع روش‌های یادگیری عمیق^۱،^[۴۹، ۱۲۰، ۱۲۱] درخت رگرسیون^۲،^[۱۰۹، ۱۲۲-۱۲۴] رگرسیون تیغه‌ای^۳،^[۱۴] برآورد چگالی کرنل^۴،^[۱۲۴ و ۱۲۵] و غیره استفاده شده است. در این میان، روش PCA بیشترین مطالعات را به خود اختصاص داده است. روش PCA، یک روش یادگیری بدون نظارت است، که در حوزه‌ی تجزیه‌وتحلیل تصویر برای پایش فرآیند به منظور کاهش ابعاد با حفظ اطلاعات مفید استفاده می‌شود. مؤلفه‌های اصلی در روش PCA، متغیرهای جدید ناهمبسته‌ای

^۹ Bharati

^{۱۰} Unfolded PCA

^{۱۱} Tensor

^{۱۲} Yu

^{۱۳} Multivariate Image Analysis

^{۱۴} Multiway PCA

^{۱۵} Yan

^{۱۶} Low-Rank Tensor Decomposition

^۱ Deep Learning

^۲ Regression tree

^۳ Ridge Regression

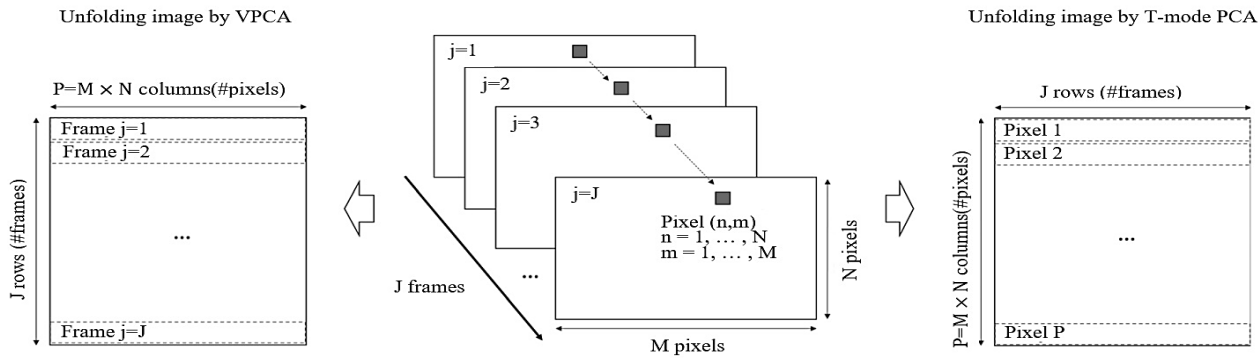
^۴ Kernel density estimation

^۵ Weight matrix

^۶ Loading matrix

^۷ Ferrer

^۸ Liu



شکل ۵. فرآیند پهن کردن داده‌های تصویری.^[۱۳۳]

کرده‌اند. ایشان (۲۰۲۲ و ۲۰۲۳)^[۷ و ۸] مشابه رویکرد کوشا و همکاران (۲۰۱۷)^[۵] شدت نور در هر ردیف پیکسل را به صورت یک پروفایل در نظر گرفته‌اند. همچنین، ایشان (۲۰۲۲)^[۸] هر طیف رنگی را در هر ردیف از ماتریس تصویر به صورت یک کانال پروفایلی در نظر گرفته و روش MFPCA^۹ را به منظور استخراج ویژگی برای تصاویر رنگی استفاده کرده‌اند. روش MFPCA، به صورت هم‌زمان سه کانال پروفایلی رنگ قرمز، سبز، و آبی را استخراج ویژگی می‌کند. منافوگلیا^{۱۰} و همکاران (۲۰۱۸)^[۱۱۸] نوع ساده‌شده‌ی SFPCA^{۱۱} را با نام FPCA ارائه کرده‌اند، که برای پایش تصاویری که ساختار فضایی مشخصی ندارند و ویژگی‌ها در آن‌ها به صورت تصادفی در ساختار تصویر توزیع شده مانند: وجود منافذ در قطعات به دست آمده از طریق چاپگر سه‌بعدی، حباب‌های موجود در فوم‌های فلزی با فرض معلوم بودن توزیع احتمال شدت پیکسل‌ها مناسب است. در روش ایشان، شکل تابع چگالی احتمال پیکسل‌ها به صورت پروفایل پایش می‌شود

روش‌های دیگر: علاوه بر روش‌های سنتی و یادگیری ماشین در استخراج ویژگی از داده‌های تصویری، روش‌های دیگری مانند منطقه‌ی مطلوب (ROI)^{۱۲}، نمودار چندک چندک (Q-Q)^{۱۳}، و غیره به جهت کاهش ابعاد و استخراج ویژگی استفاده می‌شوند.

روش منطقه‌ی مطلوب در برخی مطالعات، پنجره‌ی متحرک^{۱۴} نیز گفته می‌شود؛ که در آن، پنجره‌ی متحرک برای شناسایی عیوب در سراسر تصویر حرکت می‌کند. سپس آماره‌ای در هر بار حرکت دادن پنجره محاسبه می‌شود. این کار سبب کاهش ابعاد مسئله می‌شود. برای مثال، در تصویری به ابعاد ۱۸۰×۳۰۰ پیکسل، به کارگیری پنجره‌ای به ابعاد ۲۰×۲۰ پیکسل و محاسبه‌ی آماره‌ی کنترل برای آن، ابعاد مسئله از ۵۴۰۰۰ به ۱۳۵ کاهش می‌یابد. اغلب موقعیت‌های قرارگیری پنجره‌ی متحرک با هم هم‌پوشانی ندارند، زیرا اگر فرض هم‌پوشانی پنجره‌ها در نظر گرفته شود، مسئله در

روش VPCA^۱ نوع دیگری از روش PCA است، که نمونه‌های دوبعدی مانند تصویر را به بردارهای یک‌بعدی تبدیل می‌کند. در ادبیات تجزیه و تحلیل تصویر، تبدیل آرایه‌ی سه‌بعدی یک تصویر به یک ماتریس دوبعدی، پهن کردن^۲ تصویر گفته می‌شود. در شکل ۵، فرآیند پهن کردن داده‌های تصویری برای تصویر به دست آمده از فریم J^۳ آم داده‌های ویدیویی با روش‌های VPCA و T-mode PCA مشاهده می‌شود. روش T-mode PCA، نمایش دیگری از VPCA است. در برخی نوشتارها^[۱۱۷ و ۱۳۲] از روش اخیر برای استخراج ویژگی از داده‌های تصویری استفاده شده است. داده‌های تصویری در نوشتار حاضر در طیف خاکستری هستند. در شکل ۵، J می‌تواند طیف‌های مختلف از باند تصویر باشد و برای تصاویر چندمتغیره نیز استفاده شود. چن^۴ و همکارش (۲۰۱۷)^[۱۱۷] از روش MPCA^۴ برای استخراج هم‌زمان ویژگی از چندین تصویر استفاده کرده‌اند. MPCA می‌تواند دو یا چند تصویر را با هم ترکیب و علاوه بر کاهش ابعاد، بیشترین اطلاعات از آنان را حفظ کند. همچنین ایشان از روش MPCA برای استخراج ویژگی در تصاویر رنگی استفاده کرده‌اند، که از VPCA و PCA بهتر عمل می‌کند. پیچیدگی محاسباتی MPCA از PCA کمتر است. به علاوه، برداری شدن داده‌های تصویری در روش VPCA سبب از بین رفتن اطلاعات فضایی آنان می‌شود. گراسو^۵ و همکاران (۲۰۱۷)^[۱۳۳] روش ST-PCA^۶ را که نوع وزن‌دار شده و فضایی روش T-mode PCA است، به منظور استخراج ویژگی از داده‌های تصویری خودهمبسته‌ی زمانی-فضایی در تصاویر استخراج شده از فریم‌های ویدیو ارائه کردند و نشان دادند که روش آنان سبب تسریع در فرآیند تشخیص عیوب در شناسایی گرمای موضعی بیش از حد و انتقال حرارت اشتباه در فرآیند ذوب انتخابی لیزر شده است.

روش FPCA^۷ نوع دیگری از روش PCA است. در FPCA به جای ماتریس وزن، تابع وزن متعامد نرمال^۸ استفاده می‌شود. اسلامی و همکاران (۲۰۲۲)^[۸] دستورالعمل استفاده از FPCA برای پایش فرآیند را در نوشتار خود ارائه

^۹ Multi-Channel Functional PCA

^{۱۰} Menafoglio

^{۱۱} Simplicial Functional PCA

^{۱۲} Region Of Interest

^{۱۳} Quantile-Quantile plot

^{۱۴} Sliding Window

^۱ Vectorised PCA

^۲ Unfolding

^۳ Chen

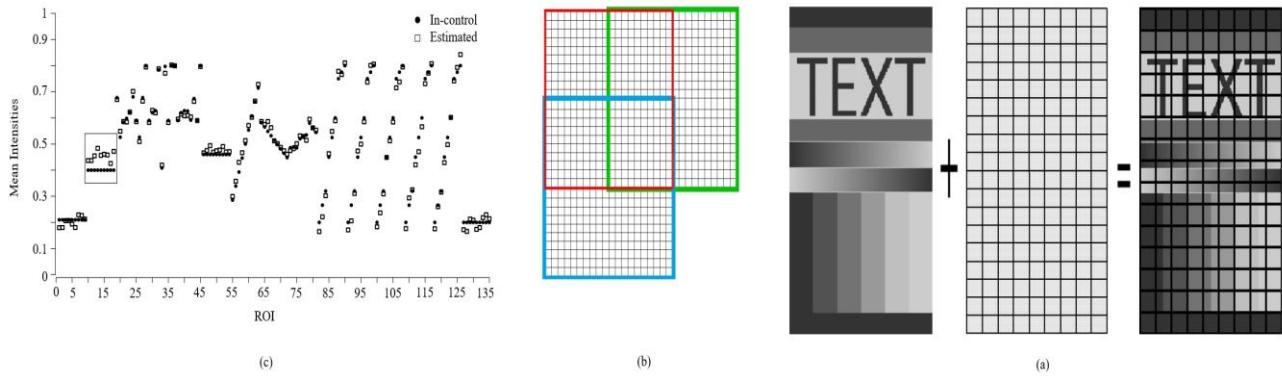
^۴ Multilinear PCA

^۵ Grasso

^۶ Spatially weighted T-mode PCA

^۷ Functional PCA

^۸ Orthonormal Weight Function



شکل ۶. (a) مناطق مطلوب مطلوب ۲۰×۲۰ پیکسل برای یک تصویر ۳۰۰×۱۸۰ پیکسل؛ (b) یکی از انواع هم‌پوشانی مناطق مطلوب ۲۰×۲۰ پیکسل؛

(c) نمودار کنترل فضایی با میانگین شدت نور در هر منطقه‌ی مطلوب. [۱۳۵]

در قسمت C شکل ۶، نمودار کنترل فضایی با فرض مناطق مطلوب حالت a را نشان می‌دهد. مناطق مطلوب از چپ به راست و از بالا به پایین در محور افقی مرتب می‌شوند. میانگین شدت نور متناظر با شاخص‌ها در محور عمودی رسم می‌شود. دایره‌های سیاه، نشان‌دهنده‌ی شدت میانگین در حالت تحت کنترل و مربع‌ها، نمایانگر شدت میانگین واقعی برای هر ناحیه از تصویر هستند. مناطق ۱۰-۱۸ خارج از کنترل هستند. زیرا فاصله‌ی میان شدت میانگین تحت کنترل و شدت میانگین واقعی از حد کنترل به‌دست‌آمده از شبیه‌سازی مونت کارلو بیشتر است. [۱۳۵]

مگاهد^۵ و همکاران (۲۰۱۲)، [۳۹] نخستین بار نمودار کنترل فضایی- زمانی نسبت احتمال تعمیم‌یافته (GLR) را برای نظارت بر تصاویر طیف خاکستری از محصولات ارائه کرده‌اند. ایشان هر تصویر را به زیرمجموعه‌های از پیش تعریف‌شده از ROI تقسیم و از نمودار کنترل برای نظارت بر فرآیند استفاده کرده‌اند. کوشا و همکاران (۲۰۱۷)، [۴۰] نیز از نمودار GLR برای پایش ضرایب موجک حاصل از تصویر استفاده کرده‌اند. رویکرد پیشنهادی در نوشتارهای اخیر، [۳۹ و ۴۰] می‌تواند به‌طور هم‌زمان برای تشخیص تغییرات، یافتن نقطه‌ی تغییر، مکان، و اندازه‌ی عیوب استفاده شود. علی‌رغم عملکرد خوب روش‌های پیشنهادی ایشان، دو رویکرد مذکور بر شناسایی یک عیب واحد متمرکز شده‌اند و اگر بیش از یک عیب در محصول وجود داشته باشد، آن‌ها نمی‌توانند عیوب را به‌درستی شناسایی کنند. برای پرداختن به این موضوع، هی^۷ و همکاران (۲۰۱۶)، [۴۱] از نمودار کنترل چندمتغیره‌ی نسبت احتمال تعمیم‌یافته (MGLR) برای نظارت بر داده‌های تصویر استفاده کرده‌اند.

۵.۳. شاخص‌های ارزیابی عملکرد روش‌های پایش آماری

به‌منظور مقایسه و ارزیابی روش‌های پایش آماری برای داده‌های تصویری از شاخص‌های ارزیابی متفاوتی استفاده می‌شود. شاخص‌های مرتبط با طول دنباله^۸ مانند متوسط طول دنباله، انحراف استاندارد طول دنباله، میانه‌ی طول دنباله از شاخص‌های ارزیابی روش‌های آماری کنترل در داده‌های تصویری هستند. هوانگ^۹ و همکاران (۲۰۲۱)، [۱۳۶] بیان می‌کنند که شاخص متوسط

کاهش ابعاد، انعطاف‌پذیری بالایی خواهد داشت، اما پیچیدگی محاسباتی آن در ساختار هم‌بستگی افزایش می‌یابد. در شکل ۶، پنجره غیرهم‌پوشانی با ابعاد ۲۰×۲۰ برای تصویر ۱۸۰×۳۰۰ مشاهده می‌شود. در قسمت b، نوع قرارگیری سه پنجره‌ی هم‌پوشانی نمایش داده شده است. در این حالت، ۴۹۳ پنجره‌ی ۲۰×۲۰، تصویر ۱۸۰×۳۰۰ را پوشش می‌دهند.

در برخی مطالعات انجام‌شده در حوزه‌ی کنترل کیفیت آماری با داده‌های تصویری، استخراج ویژگی تصویر با مدل‌سازی تابعی نمودار Q-Q به‌صورت پروفایل انجام می‌شود. این رویکرد اولین بار توسط ونگ و تیسانگ^۱ (۲۰۰۵)، [۱۳۳] و سپس توسط ولز^۲ و همکاران (۲۰۱۳)، [۱۳۴] در میان مطالعات پایش فرآیند آماری انجام شده است. نویسندگان در مطالعات خود به‌منظور تشخیص عیوب در صفحه‌ی نمایش گوشی موبایل، ارتباط میان نمونه‌ی تصویر فعلی و نمونه‌ی تصویر پایه را با نمودار Q-Q بیان کرده‌اند. نمودار Q-Q یک نمایش گرافیکی است که پیروی کردن دو مجموعه‌ی داده از توزیع یکسان را بررسی می‌کند. ایشان منحنی نمودار Q-Q هر تصویر را به‌عنوان پروفایل خطی ساده در نظر گرفته و سپس با روش‌های پایش پروفایل خطی، پایداری پارامترهای نمودار Q-Q را بررسی کرده‌اند.

۴.۳. انواع نمودارهای کنترل

در پایش فرآیندها و محصولات با داده‌های تصویری، علاوه‌بر نمودارهای کنترل در طول زمان، که برای داده‌های عددی نیز استفاده می‌شود، نمودارهای کنترل فضایی^۳ و نمودارهای کنترل فضایی- زمانی^۴ نیز استفاده می‌شود. نمودارهای کنترل فضایی اغلب برای مشخص کردن نواحی از تصویر، که در آن اشیا تصویربرداری شده نقص دارند، استفاده می‌شوند. برخلاف نمودارهای کنترل زمانی، که برای تشخیص تغییرات فرآیند و محصولات در طول زمان استفاده می‌شوند و محور X نشان‌دهنده‌ی زمان یا شماره‌ی نمونه است. در نمودارهای کنترل فضایی، محور افقی موقعیت در تصویر را نشان می‌دهد. نمودارهای کنترل فضایی برای داده‌های تصویری با روش پنجره‌ی متحرک انجام می‌گیرد.

^۶ Generalized Likelihood Ratio

^۷ He

^۸ Run length

^۹ Huang

^۱ Wang & Tsung

^۲ Wells

^۳ Spatial Control chart

^۴ Spatiotemporal control chart

^۵ Megahed

عیوب دارد. میانه‌ی ضریب تشابه تورنسن- تاس (MDSC)^۶، بیشینه‌ی مقدار دستیابی ضریب تشابه تورنسن- تاس (MADSC)^۷، و ضریب تشابه تورنسن- تاس تنظیم شده (JSDS)^۸ از دیگر معیارهای استفاده‌شده در ارزیابی روش‌های آماری در تشخیص موقعیت مکانی خطا هستند.^[۳۹ و ۵]

کانگ (۲۰۲۲)^[۳۳] برای ارزیابی روش‌های آماری در تشخیص ناحیه‌ی معیوب در داده‌های تصویری متریک فاصله‌ی

$$d(\hat{D}, D) = w \frac{|\hat{D} - D|}{|D^c|} + (1 - w) \frac{|D - \hat{D}|}{|D|}$$

آن، D مجموعه‌ی پیکسل‌های معیوب در یک تصویر و D مجموعه‌ی پیکسل‌هایی است که با استفاده از روش‌های آماری به‌صورت معیوب برآورد شده‌اند و D^c متمم مجموعه‌ی D و $0 \leq w \leq 1$ پارامتر ثابت است.

ارزیابی دقت در مطالعات برآورد نقطه‌ی تغییر با شاخص $\varepsilon = \hat{\tau} - \tau$ تعریف می‌شود، که در آن $\hat{\tau}$ نقطه‌ی تغییر برآوردشده و τ نقطه‌ی تغییر واقعی است. میانگین و انحراف استاندارد مقدار ε و در برخی موارد احتمال مکان‌یابی ε در فاصله‌ی از پیش تعیین‌شده برای ارزیابی عملکرد روش‌های آماری در تشخیص نقطه‌ی تغییر استفاده می‌شود.^[۳۹ و ۵]

۳.۶. فاز مطالعات

مگاهد و همکاران (۲۰۱۱)^[۳۴] بیان می‌کنند که در ادبیات کنترل فرآیند آماری با داده‌های تصویری اغلب تمایزی میان فاز ۱ و فاز ۲ وجود ندارد. در برخی از مطالعات که پس از نوشتار ایشان به چاپ رسیده‌اند، روش‌های آماری کنترل در داده‌ی تصویری را می‌توان به فازهای اول و دوم طبقه‌بندی کرد. هدف اصلی فاز اول، بررسی پایداری فرآیند و به‌کارگیری داده‌های تاریخی به جهت برآورد پارامترهای تعیین‌شده و هدف اصلی فاز دوم، شناسایی موقعیت‌های خارج از کنترل در فرآیند است. در برخی از مطالعات، فازهای اول یا دوم به‌طور جداگانه بررسی و در برخی دیگر نیز، هر دو فاز اول و دوم با هم در نظر گرفته شده‌اند.

۳.۷. کاربردهای عملی

روش‌های مختلفی برای پایش داده‌های تصویری در حوزه‌ی بهداشت و درمان و در بسیاری از صنایع تولیدی و خدماتی استفاده شده‌اند. کیو^۹ (۲۰۱۷)^[۱] کاربردهای نظارت بر تصاویر را در صنایع مختلف توضیح داده است.

۴. نتایج

در بخش حاضر، نوشتارهای انتخاب‌شده با در نظر گرفتن ۳ معیار ذکر شده در بخش دوم، تجزیه و تحلیل شده‌اند. همچنین براساس طرح طبقه‌بندی مفهومی پیشنهادی در بخش کنونی، تفاوت بین نوشتارهای انتخاب‌شده و همچنین خلأهای پژوهشی مشخص شده است.

طول دنباله برای فرآیندهای بدون وقفه مناسب است و برای فرآیندهایی که در یک دوره‌ی زمانی مشخص انجام می‌گیرد، می‌توان از معیار احتمال هشدار در یک دوره‌ی زمانی (PASP)^۱ استفاده کرد. PASP در یک دوره‌ی زمانی مشخص به‌صورت نسبت تعداد اجرا تا صدور هشدار خارج از کنترل به تعداد کل اجراها تعریف می‌شود. به‌عبارت دیگر، PASP تحت کنترل احتمالی است که در یک دوره‌ی زمانی مشخص شده، فرآیند تحت کنترل است؛ اما به اشتباه سیگنال می‌دهد و در مقابل PASP خارج از کنترل، احتمال صدور هشدار خارج از کنترل در همان دوره‌ی زمانی مشخص شده از فرآیند خارج از کنترل است. برای یک دوره‌ی زمانی مشخص شده و PASP تحت کنترل ثابت، روشی مؤثرتر است که PASP خارج از کنترل بیشتری داشته باشد. در فرآیندهای چاپ سه‌بعدی، تعداد لایه‌هایی که برای ساخت قطعه احتیاج است، برابر با تعداد کل اجراها در یک دوره‌ی زمانی مشخص است.^[۱۳۶] در برخی پژوهش‌ها،^[۱۰، ۱۳۷] نیز که به‌منظور پایش داده‌های تصویری از روش خوشه‌بندی استفاده می‌کنند، از شاخص‌های ویژگی^۲، دقت^۳، و حساسیت^۴ استفاده شده است؛ که به‌صورت روابط ۲ الی ۴ تعریف می‌شوند:

$$\text{دقت} = \frac{TP + TN}{TN + TP + FP + FN} \quad (۲)$$

$$\text{حساسیت} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۳)$$

$$\text{ویژگی} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (۴)$$

که در آن‌ها، TP تعداد تصاویر تحت کنترل، که به درستی شناسایی شده‌اند؛ TN تعداد تصاویر تحت کنترل، که به‌صورت خارج از کنترل شناسایی می‌شوند؛ FN تعداد تصاویر خارج از کنترل، که به‌درستی شناسایی شده‌اند؛ و FP تعداد تصاویر خارج از کنترل، که تحت کنترل شناسایی شده‌اند.

به‌منظور ارزیابی روش‌های تشخیصی برای تشخیص موقعیت مکانی خطا در داده‌های تصویری از شاخص ضریب تشابه تورنسن- تاس^۵ (SDSC) مطابق رابطه‌ی ۵ استفاده می‌شود:

$$SDSC = \frac{2 \times (A \cap B)}{(A \cup B)} \quad (۵)$$

که در آن، A مجموعه‌ی پیکسل‌های معیوب در تصویر خاص و مجموعه‌ی B ، مجموعه‌ی پیکسل‌هایی است که به‌صورت معیوب در روش پایش برآورد شده‌اند. شاخص SDSC مقدار شباهت و هم‌پوشانی مکانی عیوب واقعی و عیوب برآوردشده را ارائه می‌دهد. مقادیر این شاخص بین ۰ تا ۱ قرار می‌گیرد. مقدار ۱ زمانی است که مجموعه‌ی A کاملاً مشابه مجموعه‌ی B است و اگر مجموعه‌های A و B هیچ هم‌پوشانی با هم نداشته باشند، مقدار شاخص SDSC صفر است. بنابراین، هر چه مقدار SDSC به ۱ نزدیک‌تر باشد، بدین معنی است که روش آماری ارائه‌شده، تشخیص صحیح‌تری از موقعیت

^۵ Sorensen-dice Similarity Coefficient

^۶ Median DSC

^۷ Maximum Achievable DSC

^۸ Justified Sorensen Dice Similarity Coefficient

^۹ Qiu

۱۳۵

^۱ Probability of Alarm in a Specified Period

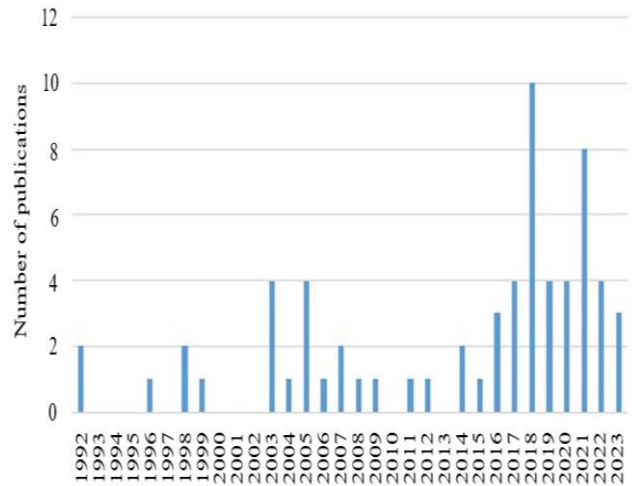
^۲ Specificity

^۳ Accuracy

^۴ Sensivity

جدول ۳. عنوان مجلات حاوی نوشتارها در حوزه‌ی کنترل فرآیند آماری با داده‌های تصویری.

نام مجله	فراوانی
Quality and Reliability Engineering International	۷
Journal of Intelligent Manufacturing	۳
Journal of Manufacturing Science and Engineering	۳
Industrial & Engineering Chemistry Research	۳
International Journal of Production Research	۳
Technometrics	۲
Additive Manufacturing	۲
Communications in Statistics - Theory and Methods	۲
Computers & Industrial Engineering	۲
Journal of Quality Technology	۲
quality Engineering	۲
Robotics and Computer-Integrated Manufacturing	۲
Analytical Cellular Pathology	۱
Arabian Journal for Science and Engineering	۱
Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems	۱
Computers and Chemical Engineering	۱
Decision Science Letters	۱
European journal of nuclear medicine	۱
Expert Systems with Applications	۱
IEEE Transactions on Automation Science and Engineering	۱
IEEE Transactions on Image Processing	۱
IEEE Transactions on Industrial Electronics	۱
IEEE Transactions on Industry Applications	۱
IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing	۱
IIEE Transactions	۱
Image and Vision Computing	۱
Infrared Physics & Technology	۱
International Journal of Advanced Manufacturing Technology	۱
International Journal of Engineering	۱
International Journal of Food Engineering	۱
International Journal of Hospital Research	۱
Journal of Food Process Engineering	۱
Journal of Intelligent and Robotic Systems	۱
Journal of Magnetic Resonance Imaging	۱
Journal of Manufacturing Systems	۱
Journal of Materials Processing Technology	۱
Journal of Medical Imaging	۱
Naval Research Logistics	۱
Machine Vision and Applications	۱
Research Journal of Textile and Apparel	۱
Quality Technology & Quantitative Management	۱
Scientia Iranica	۱
Textile Research Journal	۱



شکل ۷. توزیع نوشتارهای منتشرشده در حوزه‌ی کنترل فرآیند آماری با داده‌های تصویری براساس سال انتشار.

۴.۱. تعداد نوشتارهای منتشرشده در هر سال

در شکل ۷، تعداد نوشتارهای منتشرشده در حوزه‌ی پایش آماری داده‌های تصویری با در نظر گرفتن سال انتشار مشاهده می‌شود. روند افزایشی نوشتارها در حوزه‌ی مذکور پس از چاپ نوشتار مروزی و همکاران (۲۰۱۱)، [۳۴] قابل توجه است؛ به طوری که انتشار نوشتار در این حوزه در سال ۲۰۱۸ به ۱۰ نوشتار رسیده است. روند افزایشی اخیر، علاقه‌ی پژوهشگران و اهمیت موضوع پایش آماری داده‌های تصویری را نشان می‌دهد.

۴.۲. تعداد نوشتارهای منتشرشده در هر مجله

در جدول ۳، فراوانی نوشتارها در حوزه‌ی پایش آماری داده‌های تصویری برای هر مجله مشاهده می‌شود. ۶۴ نوشتار در ۴۳ مجله به چاپ رسیده‌اند. مجله‌ی "Quality and Reliability Engineering International" ۷ نوشتار (۱۰/۷۶٪) از این مجموعه را به خود اختصاص داده است. به عبارت دیگر، جدول ۳ نشان می‌دهد هر یک از مجلات به چه اندازه به انتشار نوشتارهای مرتبط با موضوع پایش آماری و داده‌های تصویری علاقمند بوده‌اند. نتایج به پژوهشگران کمک می‌کند تا مجلات مناسبی برای انتشار پژوهش‌های خود در حوزه‌ی کنترل فرآیند آماری با داده‌های تصویری انتخاب کنند.

۴.۳. طبقه‌بندی مفهومی

طبقه‌بندی نوشتارهای انتخاب‌شده با توجه به طرح طبقه‌بندی مفهومی در جدول‌های ۴ و ۵ ارائه شده است. در جدول ۴، در قسمت نواحی کنترل فرآیند آماری، به منظور بیان شکل تعریف‌شده‌ی عیب از علائم نگارشی ●، ■، ●، ■ استفاده شده است، که به ترتیب نمایش‌دهنده‌ی فرم عیوب به صورت مربع، دایره، مستطیل، و حرف لاتین L هستند.

۵. تجزیه و تحلیل نوشتارها

در این بخش، تجزیه و تحلیل با توجه به محتوا براساس بخش‌های مختلف، مانند: نواحی پایش فرآیند آماری، نوع داده‌های تصویری، روش‌های استخراج ویژگی، انواع نمودارهای کنترل، شاخص‌های ارزیابی عملکرد روش‌های پایش آماری، فاز مطالعات و کاربرد مطالعات، بحث و بررسی شده است.

جدول ۴. طبقه‌بندی مفهومی نوشتارها.

شاخص عملکرد			نوع تصویر					حوزه های تحقیقاتی بایش آماری						سال	منابع		
			موارد دیگر	چندمتغیره		طیف خاکستری	دودویی	برآورد نقطه‌ای تغییر	تشخیص			طراحی روش آماری					
مکان عیب	نقطه‌ای تغییر	روش‌های کنترلی		فراطیفی	رنگی				تشخیص چندین عیب	تشخیص تغییر رنگ	شکل تعریف‌شده‌ی عیب		ابعاد عیب	موقعیت عیب			
														۲۰۱۱	[۳]		
	$\bar{\epsilon}$ $Med(\epsilon)$ $SD(\epsilon)$	ARL SDRL MRL										■	□	□	□	۲۰۲۲	[۴]
E(SDSC) SD(SDSC) E(JSDS) SD(JSDS)	$\bar{\epsilon}$ $Med(\epsilon)$ $SD(\epsilon)$	ARL SDRL											■	□	□	۲۰۱۷	[۵]
E(SDSC) SD(SDSC)	$\bar{\epsilon}$ $Med(\epsilon)$ $SD(\epsilon)$ $p(\epsilon \leq i); i = -1, 2$	ARL SDRL										●	■	□	□	۲۰۲۰	[۶]
	$\bar{\epsilon}$ $Med(\epsilon)$ $SD(\epsilon)$	ARL SDRL			RGB										□	۲۰۲۱	[۷]
	$\bar{\epsilon}$ $Med(\epsilon)$ $SD(\epsilon)$	ARL SDRL													□	۲۰۲۲	[۸]
															□	۲۰۰۵	[۹]
		حساسیت ویژگی													□	۲۰۲۰	[۱۰]
	$\bar{\epsilon}$ $Med(\epsilon)$ $SD(\epsilon)$	فاز ۱: FCC ¹ 'FPP فاز ۲: ARL SDRL MRL													□	۲۰۲۳	[۱۱]
															□	۲۰۰۴	[۱۲]
															□	۱۹۹۹	[۱۳]
															□	۲۰۲۰	[۱۴]
$Mean(d(\hat{D}, D))$ $SD(d(\hat{D}, D))$	$\bar{\epsilon}$ $Med(\epsilon)$ $SD(\epsilon)$	ARL SDRL											● ×	□	□	۲۰۲۲	[۲۳]
	$\bar{\epsilon}$ $Med(\epsilon)$ $SD(\epsilon)$	ARL SDRL													□	۲۰۲۳	[۲۳]
$\frac{MDSC}{MADSC}$		SSMRL											■	□	□	۲۰۱۲	[۳۹]
		MRL											■	□	□	۲۰۱۶	[۴۰]
Med(DSC)		MRL											L ■	□	□	۲۰۲۰	[۴۱]
															□	۲۰۱۸	[۴۶]
		ARL	□												□	۲۰۲۱	[۴۷]
			□												□	۲۰۱۹	[۴۸]
			□												□	۲۰۲۱	[۴۹]
			□												□	۲۰۱۴	[۵۰]
			□												□	۲۰۱۷	[۵۱]
															□	۲۰۰۸	[۱۰۹]
															□	۲۰۰۶	[۱۱۰]
															□	۱۹۹۸	[۱۱۵]
					RGB										□	۲۰۰۳	[۱۱۶]

ادامه ی جدول ۴. طبقه بندی مفهومی نوشتارها.

شاخص عملکرد			نوع تصویر					حوزه های تحقیقاتی پایش آماری					سال	منابع
			موارد دیگر	چندمتغیره		طیف خاکستری	دودویی	بر آورد نقطه ی تغییر	تشخیص			طراحی روش آماری		
مکان عیب	نقطه ی تغییر	روش های کنترلی		فراطیفی	رنگی				تشخیص چندین عیب	تشخیص تغییر رنگ	شکل تعریف شده ی عیب		ابعاد عیب	موقعیت عیب
		ARL			<input type="checkbox"/>							<input type="checkbox"/>	۲۰۲۱	[۱۱۷]
		ARL		RGB				<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>	۲۰۱۵	[۱۱۹]
							<input type="checkbox"/>					<input type="checkbox"/>	۲۰۲۱	[۱۲۰]
		نرخ تشخیص خطا، نرخ هشدار شتباه		RGB								<input type="checkbox"/>	۲۰۱۹	[۱۲۱]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۸	[۱۲۲]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۸	[۱۲۳]
			<input type="checkbox"/>								<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۸	[۱۲۴]
			<input type="checkbox"/>								<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۶	[۱۲۵]
				RGB							<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۳	[۱۲۹]
		ARL			<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۸	[۱۳۱]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۷	[۱۳۲]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۵	[۱۳۴]
		MRL			<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۲۱	[۱۳۵]
		PASP			<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۲۱	[۱۳۶]
		حساسیت ویژگی دقت			<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۲۲	[۱۳۷]
				Lab							<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۶	[۱۳۸]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۲۲	[۱۳۹]
		ARL			<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۸	[۱۴۰]
		ARL	<input type="checkbox"/>								<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۹	[۱۴۱]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۷	[۱۴۲]
		ARL					<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۹	[۱۴۳]
				<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۱۹۹۸	[۱۴۴]
			<input type="checkbox"/>								<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۸	[۱۴۵]
							<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۱۹۹۲	[۱۴۶]
							<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۷	[۱۴۷]
							<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۷	[۱۴۸]
					<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۵	[۱۴۹]
							<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۹	[۱۵۰]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۳	[۱۵۱]
				RGB							<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۳	[۱۵۲]
E(SDSC) SD(SDSC) E(JSDS) SD(JSDS)	\bar{e} $Med(e)$ $SD(e)$ $p(e \leq i); i=1,12$	ARL SDRL			<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۲۳	[۱۵۳]
							<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۱۹۹۶	[۱۵۴]
							<input type="checkbox"/>				<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۰۵	[۱۵۵]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۸	[۱۵۶]
					<input type="checkbox"/>						<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۱۹۹۲	[۱۵۷]
		نرخ تشخیص خطا		RGB							<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	۲۰۱۸	[۱۵۸]

جدول ۵. طبقه‌بندی مفهومی نوشتارها.

نوع نمودار	نوع نمودار	استخراج ویژگی	نوع روش استخراج ویژگی			مورد مطالعاتی	فاز مورد بررسی		ردیف
			سنجی	یادگیری ماشین	موارد دیگر		۱	۲	
<input type="checkbox"/>	نمودار EWMA ^۱	مدل اتو رگرسیو مرتبه‌ی اول	<input type="checkbox"/>			صنعت نساجی			[۳]
<input type="checkbox"/>	نمودار GLR	موجک	<input type="checkbox"/>			صنعت کاشی و سرامیک	<input type="checkbox"/>		[۴]
<input type="checkbox"/>	نمودار GLR	موجک	<input type="checkbox"/>			صنعت کاشی و سرامیک	<input type="checkbox"/>		[۵]
<input type="checkbox"/>	نمودار P-value	ROI	<input type="checkbox"/>			صنعت کاشی و سرامیک	<input type="checkbox"/>		[۶]
<input type="checkbox"/>	نمودار EWMA	MFPCA		<input type="checkbox"/>		صنعت کاشی و سرامیک	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۷]
<input type="checkbox"/>	نمودار GLR نمودار کلی نگر ^۱ نمودار EWMA	مدل همبستگی فضایی مرتبه‌ی اول + EPCA			<input type="checkbox"/>	صنعت کاشی و سرامیک	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۸]
<input type="checkbox"/>	نمودار EWMA	آزمون تحلیل واریانس ^۱	<input type="checkbox"/>			سطح نمایشگرهای LCD			[۹]
<input type="checkbox"/>	نمودار T ^۲ fuzzy C-means	موجک			<input type="checkbox"/>	تشخیص بیماری		<input type="checkbox"/>	[۱۰]
<input type="checkbox"/>	شوهارت	تشخیص لبه ^۱	<input type="checkbox"/>			روند و پیشرفت بیماری	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۱]
<input type="checkbox"/>	نمودار X̄ نمودار T ^۲	تراکم نوری یکپارچه ^۱	<input type="checkbox"/>			دستگاههای تصویربرداری پزشکی			[۱۲]
<input type="checkbox"/>	نمودار X̄	ROI	<input type="checkbox"/>			دستگاههای تصویربرداری پزشکی			[۱۳]
<input type="checkbox"/>	نمودار Q	رگرسیون تیغه ای		<input type="checkbox"/>		مطالعات آب و هوا			[۱۴]
<input type="checkbox"/>	نمودار کنترل مبتنی بر یادگیری تنک ^۱	موجک			<input type="checkbox"/>	صنعت کاشی و سرامیک			[۲۳]
<input type="checkbox"/>	نمودار GLR نمودار کلی نگر	مدل همبستگی فضایی مرتبه‌ی اول + موجک			<input type="checkbox"/>	صنعت بافندگی فرش	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۳۳]
<input type="checkbox"/>	نمودار GLR	ROI	<input type="checkbox"/>			صنعت کاشی و سرامیک	<input type="checkbox"/>		[۳۹]
<input type="checkbox"/>	نمودار GLR	ROI	<input type="checkbox"/>			ساخت ماشین اسباب‌بازی لگو	<input type="checkbox"/>		[۴۰]
<input type="checkbox"/>	نمودار EWMA	الگوریتم رشد منطقه ^۱	<input type="checkbox"/>			ساخت ماشین اسباب‌بازی لگو	<input type="checkbox"/>		[۴۱]
<input type="checkbox"/>	نمودار T ^۲	تجزیه و تحلیل چند فراکتالی ^۱			<input type="checkbox"/>	چاپ سه‌بعدی			[۴۶]
<input type="checkbox"/>	T ^۲ + SVM T ^۲ + آنالیز تشخیصی خطی ^۱ آنالیز تشخیصی مربعی ^۱ SVM K-NN	PCA		<input type="checkbox"/>			<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۴۷]
<input type="checkbox"/>	نمودار T ^۲	آنالیز حفره ای ^۱ آنالیز مشترک چندفراکتالی ^۱			<input type="checkbox"/>	چاپ سه‌بعدی			[۴۸]
<input type="checkbox"/>	نمودار S ^۲	شبکه عصبی رمزگذار خودکار پیچشی ^۱			<input type="checkbox"/>	چاپ سه‌بعدی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۴۹]
<input type="checkbox"/>	نمودار P نمودار T ^۲ نمودار RSS ^۱	PCA			<input type="checkbox"/>	سلامت برگ گیاهان	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۵۰]
<input type="checkbox"/>	نمودار GLR	استخراج کانتور ^۱	<input type="checkbox"/>			برش چرم در ساخت قطعات چرمی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۵۱]
<input type="checkbox"/>	نمودار T ^۲	ویژگی‌های آماری مرتبه‌ی دوم درخت رگرسیون			<input type="checkbox"/>	صنعت نساجی			[۱۰۹]
<input type="checkbox"/>	نمودار T ^۲ نمودار مربع خطای پیش‌بینی (SPE) ^۱	موجک + PCA			<input type="checkbox"/>	سنگ های کابینت آشپزخانه			[۱۱۰]
<input type="checkbox"/>	نمودار امتیاز ^۱	multiway-PCA		<input type="checkbox"/>		تصاویر ماهواره ای LANDSAT			[۱۱۵]
<input type="checkbox"/>	نمودار میله ای	MPCA		<input type="checkbox"/>		سطح تخته‌های چوب			[۱۱۶]
<input type="checkbox"/>	نمودار MEWMA	MPCA		<input type="checkbox"/>		طرح روی کاسه	<input type="checkbox"/>		[۱۱۷]
<input type="checkbox"/>	نمودار T ^۲ + نمودار SPE	SFPCA		<input type="checkbox"/>		ساختار سلول تصادفی در فوم فلزی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۱۸]

ادامه‌ی جدول ۵. طبقه‌بندی مفهومی نوشتارها.

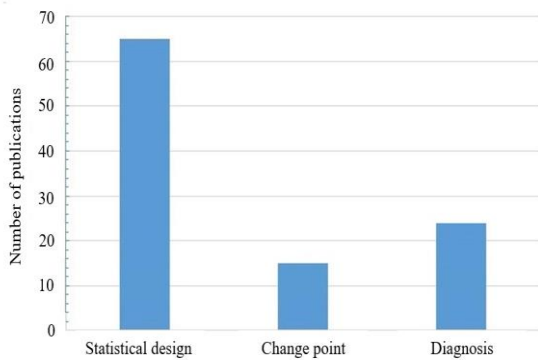
نوع نمودار	نوع نمودار		استخراج ویژگی	نوع روش استخراج ویژگی			مورد مطالعاتی	فاز مورد بررسی		ردیف
	فضایی	زمانی		سنتی	یادگیری ماشین	موارد دیگر		۱	۲	
<input type="checkbox"/>		نمودار T^r + نمودار Q	LRTD UPCA MPCA UMPCA		<input type="checkbox"/>		فرآیند تولید فولاد	<input type="checkbox"/>		[۱۱۹]
<input type="checkbox"/>		نمودار EWMA	شبکه عصبی ماشین بردار پشتیبان الگوریتم تقویت گرادیان ^۱		<input type="checkbox"/>		چاپ سه بعدی	<input type="checkbox"/>		[۱۲۰]
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	نمودار T^r + نمودار SPE	شبکه‌ی باور عمیق ^۱		<input type="checkbox"/>		چاپ سه‌بعدی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۲۱]
	<input type="checkbox"/>	GLRT	درخت رگرسیون		<input type="checkbox"/>		صنعت نساجی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۲۲]
	<input type="checkbox"/>	آماره‌ی $B-p$ آماره‌ی $A-D$ ^۱	درخت رگرسیون		<input type="checkbox"/>		صنعت نساجی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۲۳]
<input type="checkbox"/>		نمودار T^r	برآورد چگالی کرنل		<input type="checkbox"/>		چاپ سه‌بعدی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۲۴]
	<input type="checkbox"/>	نمودار $\bar{X} - S$ نمودار IM-R نمودار EWMA	برآورد چگالی کرنل ROI		<input type="checkbox"/>		اجزاء الکتریکی معیوب در تابلوی توزیع برق			[۱۲۵]
<input type="checkbox"/>		نمودار کنترل میله ای	PCA کمینه‌ی مربعات جزئی ^۱		<input type="checkbox"/>		میزان پوشش افزودنی‌ها در اسنک			[۱۲۹]
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	نمودار EWMA	آنالیز تشخیصی کمینه‌ی مربعات جزئی ^۱		<input type="checkbox"/>		چاپ کاغذ	<input type="checkbox"/>		[۱۳۱]
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	نمودار T^r	VPCA		<input type="checkbox"/>		چاپ سه‌بعدی			[۱۳۲]
<input type="checkbox"/>		نمودار EWMA	نمودار Q-Q	<input type="checkbox"/>			صفحه‌ی نمایش گوشی موبایل	<input type="checkbox"/>		[۱۳۴]
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	نمودار GLR	ROI	<input type="checkbox"/>						[۱۳۵]
<input type="checkbox"/>		نمودار GLR	ROI	<input type="checkbox"/>			چاپ سه‌بعدی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۳۶]
<input type="checkbox"/>		نمودار ناپارامتریک	غلبه‌ی تصادفی مرتبه‌ی اول جزئی ^۱				چاپ سه‌بعدی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۳۷]
<input type="checkbox"/>		نمودار T^r					رنگ بسته بندی سوسیس			[۱۳۸]
	<input type="checkbox"/>	نمودار GLR	یادگیری منیفلد ^۱		<input type="checkbox"/>		صنعت نساجی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۳۹]
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	نمودار T^r K-means	ST-PCA		<input type="checkbox"/>		چاپ سه‌بعدی	<input type="checkbox"/>		[۱۴۰]
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	نمودار ناپارامتریک K	توصیف داده‌ها براساس بردار پشتیبان ^۱	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>		چاپ سه‌بعدی			[۱۴۱]
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	نمودار GLR	ROI	<input type="checkbox"/>			تولید بست های فلزی	<input type="checkbox"/>		[۱۴۲]
<input type="checkbox"/>		نمودار IM-R نمودار EWMA	نمودار Q-Q	<input type="checkbox"/>			چاپ سه‌بعدی	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	[۱۴۳]
	<input type="checkbox"/>	نمودار IM-R	ROI	<input type="checkbox"/>			سطح کاسه‌ی نمد خودرو			[۱۴۴]
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	نمودار T^r + نمودار Q	MPCA		<input type="checkbox"/>		چاپ سه‌بعدی	<input type="checkbox"/>		[۱۴۵]
<input type="checkbox"/>		نمودار v-mask cusum نمودار شوهارت					کیفیت دستگاه‌های تصویربرداری پزشکی و دارو سازی			[۱۴۶]
	<input type="checkbox"/>	نمودار T^r نمودار D^r نمودار χ^2	موچک		<input type="checkbox"/>		قطعات الکترونیکی			[۱۴۷]
	<input type="checkbox"/>	نمودار T^r	موچک		<input type="checkbox"/>		قطعات الکترونیکی			[۱۴۸]
	<input type="checkbox"/>	نمودار \bar{X}	SVD ^۱		<input type="checkbox"/>		سطح نمایشگرهای LCD			[۱۴۹]
<input type="checkbox"/>		نمودار T^r نمودار χ^2 نمودار MEWMA					پایش ابعادی محصولات مانند لوله، حلقه، و دیسک			[۱۵۰]

ادامه‌ی جدول ۵. طبقه‌بندی مفهومی نوشتارها.

نوع نمودار	نوع نمودار	استخراج ویژگی	نوع روش استخراج ویژگی			مورد مطالعاتی	فاز مورد بررسی		نوع روش
			مورد در نظر	پارامتری	سنتی		۱	۲	
	نمودار IM-R					یکنواختی سطوح فلزات			[۱۵۱]
	نمودار EWMA نمودار شوهارت	ROI				فرآیند انتقال رنگ در اکستروژن پلاستیک			[۱۵۲]
	نمودار GLR	تبدیل فازی				صنعت کاشی و سرامیک			[۱۵۳]
	نمودار \bar{X}					کنترل ابعادی فرآورده های حجیم شده به‌ویژه ذرت بوداده			[۱۵۴]
	نمودار T^2	خوشه بندی				قرارگیری آی سی در ویفر			[۱۵۵]
	نمودار \bar{X}	معیار میان همبستگی ^۱ معیار اطلاعات متقابل ^۱				کیفیت دستگاه‌های تصویربرداری پزشکی و دارو سازی			[۱۵۶]
	نمودار \bar{X} هیستوگرام					کنترل ابعادی تولیدات رول کاغذی و پلاستیکی			[۱۵۷]
	نمودار T^2 + نمودار Q	فاکتوریل غیرمنفی تانسور نمایشی ^۱				فرآیند تولید اکسیدمنیزیم ذوب الکتریکی			[۱۵۸]

۵.۱. تجزیه و تحلیل نواحی پایش فرآیند آماری

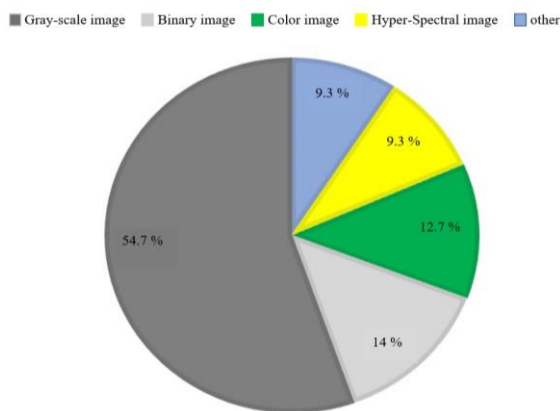
در شکل ۸، توزیع نوشتارهای انتخاب‌شده براساس سه ناحیه‌ی در نظر گرفته‌شده در بخش ۳ مشاهده می‌شود. برخی از مطالعات به بیش از یک ناحیه اختصاص دارند. ۲۱ نوشتار در حوزه‌ی تشخیص، ۱۵ نوشتار در برآورد نقطه‌ی تغییر، و تمامی ۶۴ نوشتار به طراحی روش آماری پرداخته‌اند، که ۲۷ نوشتار با در نظر گرفتن شاخص‌های عملکرد نمودار، روش خود را با مطالعات دیگر مقایسه کرده‌اند. مگاهد و همکاران (۲۰۱۲)،^[۳۹] نخستین بار مطالعه‌ای در هر سه حوزه‌ی طراحی روش آماری، برآورد نقطه‌ی تغییر، و تشخیص ارائه کرده‌اند و پس از آن ۱۰ نوشتار دیگر به هر سه حوزه اختصاص داشته‌اند، که تعداد آنان در سال‌های اخیر رو به افزایش بوده است.



شکل ۸. توزیع نوشتارهای منتشرشده در حوزه‌های مختلف پایش فرآیند آماری.

۵.۲. تجزیه و تحلیل انواع تصویر

طبقه‌بندی نوشتارهای انتخاب‌شده براساس نوع تصویر در شکل ۹ مشاهده می‌شود. ۹ نوشتار برای تصاویر دودویی، روش پایش آماری طراحی کرده‌اند. تصاویر دودویی معمولاً با پردازش تصاویر طیف خاکستری و آستانه‌گذاری برای هر پیکسل ایجاد می‌شوند. این تصاویر اغلب به سبب تعیین ابعاد جسمی، که از آن تصویر تهیه شده است، استفاده می‌شوند. در این حالت نمودار کنترل استاندارد بر روی داده‌های به‌دست‌آمده، دقیقاً مشابه اینک که از منبع دیگری به جز تصویربرداری به‌دست آمده‌اند، استفاده می‌شود.^[۲] در نوشتار یانگ^۱ و همکاران (۲۰۰۵)،^[۹] از تصاویر دودویی به‌منظور بررسی یکنواختی سطح استفاده شده است.



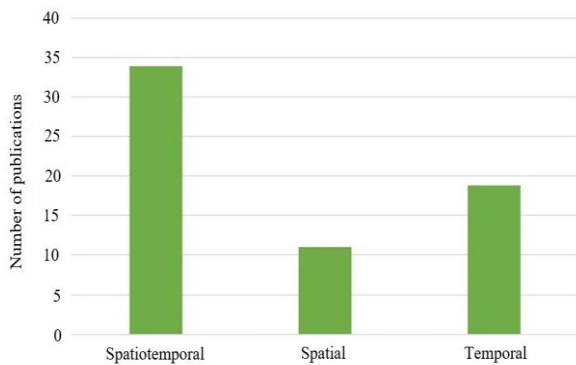
شکل ۹. توزیع نوشتارهای منتشرشده با توجه به نوع داده‌ی تصویری.

تصاویر طیف خاکستری بیشتر از انواع دیگر تصاویر در مطالعات کنترل فرآیند آماری بررسی شده است. ۳۵ نوشتار از ۶۴ نوشتار منتخب، روش‌های آماری را برای پایش تصاویر طیف خاکستری ارائه کرده‌اند؛ که عمدتاً به‌منظور تشخیص عیوب در محصولات استفاده می‌شوند. برای مثال، تشخیص عیوب

^۱ Jiang

جدول ۶. فراوانی روش‌های تجزیه و تحلیل تصاویر در نوشتارها.

روش‌های تجزیه و تحلیل تصویر						
ردیف	یادگیری ماشین	روش‌های سنتی	فرآوانی	موارد دیگر	فرآوانی	ردیف
۱	تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ی اصلی	موجک	۱۶	مناطق مطلوب	۱۰	۱
۲	شبکه‌ی عصبی	آنالیز فراکتال	۳	نمودار Q-Q	۲	۲
۳	درخت رگرسیون	مدل اتورگرسیو مرتبه‌ی اول	۳	کمینه‌ی مربعات جزئی	۲	۳
۴	رگرسیون جریمه‌شده	غلبه‌ی تصادفی جزئی مرتبه‌ی اول	۲	تراکم نوری یکپارچه	۱	۴
۵	برآورد چگالی کرنل	ماتریس هم‌رخداد	۲	تجزیه‌ی مقادیر منفرد	۱	۵
۶	آنالیز تشخیصی	معیار میان‌همبستگی	۱	استخراج کانتور	۱	۶
۷	الگوریتم تقویت گرادیان	معیار اطلاعات متقابل	۱	تشخیص لبه	۱	۷
۸	یادگیری منیفلد		۱	تبدیل فازی	۱	۸
۹	ماشین بردار پشتیبان		۱	الگوریتم رشد منطقه	۱	۹
۱۰	توصیف داده‌ها مبتنی بر بردار پشتیبان		۱			
۱۱	عامل غیرمنفی تانسور نمایش		۱			
۱۲	خوشه‌بندی		۱			
۱۳	تجزیه‌ی تانسور مرتبه‌ی پایین		۱			
			۳۴		۱۶	۲۰



شکل ۱۰. فراوانی نوشتارهای منتشرشده با توجه به نوع نمودار.

۵.۴. تجزیه و تحلیل نوع نمودار

فراوانی نوع نمودار برای نوشتارهای انتخاب‌شده در شکل ۱۰ مشاهده می‌شود. ۳۴ نوشتار (۵۳/۲٪)، نمودارهای متداول زمانی را ارائه کرده‌اند. پس از نمودارهای زمانی، ۲۰ نوشتار (۳۱/۲٪) و ۱۰ نوشتار (۱۵/۶٪) به ترتیب نمودارهای فضایی-زمانی و نمودارهای فضایی را بررسی کرده‌اند.

۵.۵. تجزیه و تحلیل شاخص ارزیابی عملکرد

۲۷ مطالعه از شاخص ارزیابی برای طراحی نمودار کنترل استفاده کرده‌اند. در این میان، ۲۰ نوشتار از معیارهای طول دنباله استفاده کرده‌اند. در دو

در سطوح یکنواخت مانند نمایشگرهای دیجیتالی، [۱۳۴ و ۱۴۹] تغییر در شکل، اندازه، و موقعیت نقاط در محصولاتی با الگوی مشخص مانند کاشی طرح دار، [۴-۶] شاخص‌هایی هستند که در حوزه‌ی تشخیص محصولات سالم از معیوب با داده‌های تصویری استفاده می‌شود.

پس از نوشتارهای مرتبط با تصاویر طیف خاکستری، تصاویر چندمتغیره (تصاویر رنگی و فراطیفی)، ۱۴ نوشتار را به خود اختصاص داده‌اند؛ که در میان آن‌ها، ۷ نوشتار تصاویر رنگی RGB، ۱ نوشتار به تصاویر رنگی Lab، و ۶ نوشتار تصاویر فراطیفی ارائه کرده‌اند. تصاویر رنگی به دلیل پیچیدگی و ابعاد بالا برای به‌کارگیری روش‌های کنترل فرآیند آماری، به تلیفیک روش‌های تجزیه و تحلیل سنتی، روش‌های یادگیری ماشین، و روش‌های آماری توأمان نیازمند هستند. [۷ و ۱۴] روش‌های طراحی‌شده در ۶ نوشتار از ۶۴ نوشتار نیز مناسب انواع تصاویر دیجیتال است.

۵.۳. تجزیه و تحلیل روش‌های استخراج ویژگی

در جدول ۶، فراوانی نوشتارها منتخب براساس دسته‌بندی روش‌های استخراج ویژگی ارائه شده است. هر یک از نوشتارها ممکن است به بیش از یک دسته اختصاص داشته باشند. در برخی نوشتارها مانند نوشتار بوئی^۱ و همکارش (۲۰۲۲)، [۱۳۹] هیچ روش استخراج ویژگی استفاده نشده و فقط میانگین شدت پیکسل‌ها در هر طیف رنگی برای هر تصویر پایش شده است. در روش‌های یادگیری ماشین PCA، در روش‌های سنتی، روش موجک و روش مناطق مطلوب در دسته‌ی موارد دیگر بیشترین فراوانی را داشته‌اند.

^۱ Bui

بررسی و طبقه‌بندی نوشتارهای منتخب با موضوع پایش آماری داده‌های تصویری در نوشتار حاضر نشان می‌دهد:

- تعداد نوشتارها در این حوزه پس از انتشار نوشتار مگاها و همکاران،^[۳۴] رشد قابل توجهی داشته است.

- ۶۴ نوشتار در ۴۳ مجله به چاپ رسیده‌اند، مجله "Quality and Reliability Engineering International" بیش از ۱۰٪ نوشتارها را به خود اختصاص داده است.

- تمامی نوشتارها به طراحی روش آماری برای پایش داده‌های تصویری پرداخته‌اند، بیش از ۴۰٪ آنان روش خود را با شاخص‌های عملکردی با دیگر روش‌های ارائه‌شده توسط دیگر پژوهشگران مقایسه کرده‌اند. پس از آن، ۱۵ نوشتار در حوزه‌ی برآورد نقطه‌ی تغییر و ۲۱ نوشتار به ارائه‌ی اطلاعات تشخیصی پرداخته‌اند.

- در کنترل فرآیند آماری عمدتاً از تصاویر طیف خاکستری به سبب سادگی و حفظ اطلاعات فضایی و بافت تصویر استفاده شده است.

- از تصاویر دودویی به منظور پایش ابعاد محصولات، تصاویر طیف خاکستری به جهت پایش بافت و سطح محصولات و تصاویر رنگی در محصولاتی که رنگ از ویژگی‌های مهم محصولات است، استفاده شده است.

- در ۴۸٪ مطالعات پایش آماری داده‌های تصویری، تمایزی میان فازهای ۱ و ۲ وجود ندارد.

- در نمودارهای کنترل فضایی- زمانی عمدتاً از نمودار GLR استفاده می‌شود. چون علاوه بر ارائه‌ی اطلاعات تشخیصی، به برآورد نقطه‌ی تغییر نیز می‌پردازد.

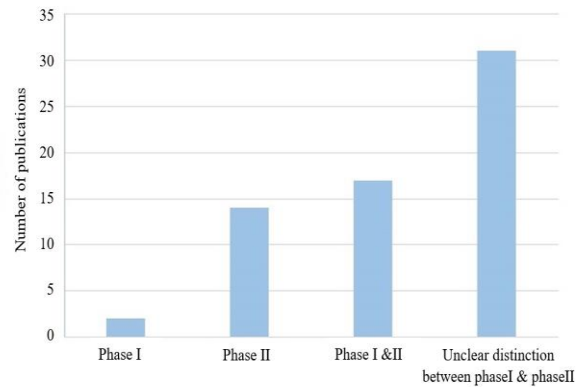
- در اغلب موارد به‌منظور پایش داده‌های تصویری، تلفیق روش‌های سنتی و روش‌های یادگیری ماشین نیاز است.

بررسی ادبیات برای خلأ تحقیقاتی و پیشنهادهای آتی به پژوهشگران، این موارد را نشان می‌دهد:

- تاکنون پژوهشی با داده‌های تصویری در دیگر حوزه‌های کنترل فرآیند آماری، مانند: تجزیه و تحلیل قابلیت فرآیند، نمونه‌گیری پذیرشی، طراحی اقتصادی، و بهینه‌ی روش‌های آماری انجام نشده است، این موضوعات می‌تواند برای مطالعات آینده ثمربخش باشد.

- معلوم‌بودن پارامترهای فرآیند و توزیع آماری آنان از مفروضات روش‌های ارائه‌شده در ادبیات برای فاز ۲ است. در صورتی که پارامترهای فرآیند بندرت شناخته‌شده و معلوم باشند، باید در فاز ۱ تخمین زده شوند. به همین خاطر، عملکرد روش‌های فاز ۲ در زمانی که پارامترها در فاز ۱ تخمین زده می‌شوند، متفاوت خواهد بود. تاکنون هیچ پژوهشی در زمینه‌ی ارزیابی تأثیر تخمین پارامتر در عملکرد روش‌های کنترلی داده‌های تصویری انجام نشده است. لذا، ارزیابی تخمین پارامتر بر روی انواع روش‌های آماری پایش داده‌های تصویری می‌تواند یک موضوع پژوهشی برای دیگر پژوهشگران باشد.

- در مطالعات تشخیص عیوب، برای انواع مختلف شکل‌های عیوب با فرم خاص و بدون فرم خاص، اندازه‌ی مناسب و بهینه‌ی پنجره‌ی متحرک، مسئله‌ی افزاز تصویر به پنجره‌های متحرک غیرهم‌پوشانی یک موضوع موردبررسی در روش‌های آماری است، که تاکنون به آن پرداخته نشده است.



شکل ۱۱. فراوانی نوشتارهای منتشرشده با توجه به فاز.

نوشتار،^[۱۰ و ۱۳۸] از شاخص خوشه‌بندی و فقط یک نوشتار،^[۱۳۷] از شاخص PASP استفاده کرده‌اند. مطالعات باقی‌مانده از معیارهایی مانند نرخ هشدار کذب، نرخ تشخیص خطا، و غیره استفاده کرده‌اند.

در همه‌ی مطالعاتی که به ارزیابی برآورد نقطه‌ی تغییر پرداخته‌اند، شاخص $\hat{T}-\hat{\tau}$ و معیارهای وابسته به آن استفاده شده است.

مطالعات تشخیص موقعیت خطا نیز همه از شاخص‌های وابسته به ضریب تشابه تورنسن- تاس استفاده کرده‌اند. فقط در نوشتار کانگ^۳ (۲۰۲۲)،^[۳۳] فاصله‌ی متریک در ارزیابی تشخیص موقعیت خطا ارائه شده است.

۵.۶. تجزیه و تحلیل فاز مطالعات

در شکل ۱۱، توزیع نوشتارهای انتخاب‌شده با توجه به فاز کنترل فرآیند آماری مشاهده می‌شود. در بیشتر مطالعات (۳۱ نوشتار)، تمایزی میان فازهای ۱ و ۲ بیان نشده است. پس از آن به ترتیب ۱۷ نوشتار هر دو فاز اول و دوم را هم‌زمان بررسی کرده‌اند. تجزیه و تحلیل فاز دوم در ۱۴ نوشتار و تجزیه و تحلیل فاز اول فقط در ۲ نشریه بررسی شده است.

۵.۷. تجزیه و تحلیل کاربردهای عملی

در جدول ۵، رویکردهای مختلف پایش آماری تصویر در صنایع تولیدی و خدماتی ارائه شده‌اند. صنایع چاپ سه‌بعدی، صنعت نساجی، صنعت کاشی و سرامیک، کیفیت دستگاه‌های پزشکی، پایش یکنواختی سطح فلزات، و غیره از رایج‌ترین کاربردهای پایش آماری داده‌ی تصویری بوده‌اند.

۶. نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آتی

امروزه پیشرفت در فناوری دستیابی به داده‌ها در انقلاب صنعتی چهارم سبب شده است که کلان داده‌ها در کنترل فرآیند آماری اهمیت بسیار زیادی پیدا کنند. یکی از انواع پرکاربرد کلان داده‌ها، تصاویر هستند. تصاویر به سبب دستیابی آسان، سریع، و ارزان و همچنین ارائه‌ی اطلاعاتی مانند رنگ، سطح، هندسه، و ابعاد محصولات به‌منظور تشخیص عیوب سطحی و درونی، قابلیت نظارت بر فرآیند با نرخ تولید بالا و غیره به‌صورت گسترده در صنایع مختلف استفاده می‌شوند. به همین سبب در عصر کیفیت ۴ روش‌های کنترل فرآیند آماری با داده‌های تصویری در حال توسعه هستند.

^۳ Kang

^۱ Residual Sum of Square (RSS)

^۲ Contour

- علاوه بر حوزه‌های کاربردی ارائه شده در نوشتارهای بررسی شده، پایش داده‌های تصویری می‌تواند در بسیاری از حوزه‌های کاربردی، مانند: تصاویر ترافیک حمل‌ونقل، شبکه‌های اجتماعی، آلودگی هوا، و غیره توسط پژوهشگران کنترل کیفیت استفاده شود.
- در میان مطالعات انجام شده، فقط نوشتار بیشه و همکاران (۲۰۲۱)^[۱۲۰] از نمودارهای خودشروع‌کننده^۵ استفاده کرده‌اند. به کارگیری نمودارهای خودشروع‌کننده برای داده‌های تصویری در انواع فرآیندهای هزینه‌بر و بسیار کند مانند تصاویر ترموگرافی و اشعه‌ی ایکس در پایش سلامت سازه‌های بزرگ، مانند هواپیما و بالگرد، به‌عنوان یک موضوع جذاب به پژوهشگران پیشنهاد می‌شود.
- اندازه‌گیری دقیق شدت نور در انواع روش‌های وابسته به شدت نور پیکسل‌ها با توجه به تغییرات نور محیطی، آب و هوا، و غیره امری دشوار است. اما ادبیات موجود، همه‌ی مطالعات شدت نور را دقیق فرض کرده‌اند و فرض خطای اندازه‌گیری^۱ در آن‌ها وجود ندارد. بررسی خطای اندازه‌گیری بر روی انواع روش‌های پایش داده‌های تصویری می‌تواند به‌عنوان یک موضوع مطرح شود.
- رویکردهای بی‌زین^۲، میدان تصادفی مارکوف^۳، فیلترهای کالمن^۴ و غیره از روش‌های آماری پردازش تصویر هستند.^[۱۵۹] تلفیق روش‌های مذکور با نمودارهای کنترل فرآیند آماری می‌تواند در حوزه‌ی طراحی روش‌های آماری فرآیند برای داده‌های تصویری استفاده شوند.

References- منابع

1. Qiu, P., 2017. *Statistical Process Control Charts as a Tool for Analyzing Big Data*. In *Big and Complex Data Analysis*, S. Ahmed, Ed. pp. 123-138. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-41573-4_7
2. Joshi, K. N., Patil, B. T. and Vaishnav, H. B., 2020. *Principal Components Based Multivariate Statistical Process Monitoring of Machining Process Using Machine Vision Approach*. *New Paradigm of Industry 4.0*, S. Patnaik, ed. pp. 145-160. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-25778-1_7
3. Maroš, T., Vladimír, B. and Caner, T. M., 2011. Monitoring chenille yarn defects using image processing with control charts. *Textile Research Journal*, 81(13), pp. 1344-1353. <https://doi.org/10.1177/0040517511402123>
4. Koosha, M., Noorossana, R. and Ahmadi, O., 2022. Two-dimensional wavelet based statistical monitoring of image data. *Quality and Reliability Engineering International*, 38(7), pp. 3797-3815. <https://doi.org/10.1002/qre.3174>
5. Koosha, M., Noorossana, R. and Megahed, F., 2017. Statistical process monitoring via image data using wavelets. *Quality and Reliability Engineering International*, 33(8), pp. 2059-2073. <https://doi.org/10.1002/qre.2167>
6. Amirkhani, F. and Amiri, A., 2017. A novel framework for spatiotemporal monitoring and post-signal diagnosis of processes with image data. *Quality and Reliability Engineering International*, 36(2), pp. 705-735. <https://doi.org/10.1002/qre.2600>
7. Eslami, D., Izadbakhsh, H., Ahmadi, O., and Zarinbal, M., 2023. Statistical monitoring of image data using multi-channel functional principal component analysis. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 52(12), pp. 4165-4182. <https://doi.org/10.1080/03610926.2021.1986539>
8. Eslami, D., Izadbakhsh, H., Ahmadi, O. and Zarinbal, M., 2022. Statistical modeling and monitoring of image data in the presence of temporal and spatial correlations. *Scientia Iranica*, Article in Press. <https://doi.org/10.24200/sci.2022.59045.6040>
9. Jiang, B. C., Wang, C. C. and Liu, H. C., 2005. Liquid crystal display surface uniformity defect inspection using analysis of variance and exponentially weighted moving average techniques. *International Journal of Production Research*, 43(1), pp. 67-80. <https://doi.org/10.1080/00207540412331285832>
10. Shahrabi, M., Amiri, A., Saligheh Rad, H. and Ghofrani, S., 2020. The Diagnosis of Patients Suspected to Bone Marrow Metastasis based on Multivariate Control Chart. *International Journal of Hospital Research*, 9(2), pp. 175-185. <https://doi.org/10.22094/joie.2021.1919440.1815>
11. Roy, A. and Mukherjee, P. S., 2023. A control chart for monitoring images using jump location curves. *Quality Engineering*, 36(2), pp. 439-452. <https://doi.org/10.1080/08982112.2023.2232441>
12. Chiu, D., Guillaud, M., Cox, D., Follen, M. and MacAulay, C., 2004. Quality assurance system using statistical process control: an implementation for image cytometry. *Analytical Cellular Pathology*, 26(3), pp. 101-117. <https://doi.org/10.1155/2004/794021>
13. Simmons, A., Moore, E. and Williams, S. C., 1999. Quality control for functional magnetic resonance imaging using automated data analysis and Shewhart charting. *Magnetic Resonance in Medicine: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, 41(6), pp. 1274-

^۴ Kalman filter

^۵ Self-starting control chart

^۱ Measurement error

^۲ Bayesian

^۳ Markov Random Fields

1278. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1522-2594\(199906\)41:6<1274::AID-MRM27>3.0.CO;2-1](https://doi.org/10.1002/(SICI)1522-2594(199906)41:6<1274::AID-MRM27>3.0.CO;2-1)
14. Fattahzadeh, M. A. and Saghaei, A., 2020. A statistical method for sequential images-based process monitoring. *International Journal of Engineering*, 33(7), pp. 1285-1292. <https://doi.org/10.5829/IJE.2020.33.07A.15>
15. Woodall, W. H., Adams, B. M. and Benneyan, J. C., 2012. *The Use of Control Charts in Healthcare Statistical Methods in Healthcare*. In *Statistical Methods in Healthcare*, F.W. Faltin, R.S. Kenett and F. Ruggeri, Ed., 1st Edn., pp. 251-267, Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119940012.ch12>
16. Cohen, A. and Atoui, M. A., 2022. On wavelet-based statistical process monitoring. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 44(3), pp. 525-538. <https://doi.org/10.1177/0142331220935708>
17. Atashgar, K. and Abbassi, L., 2021. A new model to monitor very small effects of a polynomial profile. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 38(4), pp. 1023-1043. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-12-2019-0375>
18. Maleki, M. R., Amiri, A. and Castagliola, P., 2018. An overview on recent profile monitoring papers (2008–2018) based on conceptual classification scheme. *Computers & Industrial Engineering*, 126, pp. 705-728. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.10.008>
19. Jones, C. L., Abdel-Salam, A. S. G. and Mays, D. A., 2021. Practitioners guide on parametric, nonparametric, and semiparametric profile monitoring. *Quality and Reliability Engineering International*, 37(3), pp. 857-881. <https://doi.org/10.1002/qre.2770>
20. Noorossana, R., Saghaei, A. and Amiri, A., 2011. *Statistical Analysis of Profile Monitoring*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118071984>
21. Tran, P. H., Ahmadi Nadi, A., Nguyen, T. H., Tran, K. D. and Tran, K. P., 2022. *Application of Machine Learning in Statistical Process Control Charts: A Survey and Perspective*, In *Control Charts and Machine Learning for Anomaly Detection in Manufacturing*, pp. 7-42. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-83819-5_2
22. Qiu, P., 2018. Jump regression, image processing, and quality control. *Quality Engineering*, 30(1), pp. 137-153. <https://doi.org/10.1080/08982112.2017.1357077>
23. Kang, Y., 2022. Statistical quality control using image intelligence: A sparse learning approach. *Naval Research Logistics (NRL)*, 69(7), pp. 996-1008. <https://doi.org/10.1002/nav.22069>
24. Zou, C. and Qiu, P., 2009. Multivariate statistical process control using LASSO. *Journal of the American Statistical Association*, 104(488), pp. 1586-1596. <https://doi.org/10.1198/jasa.2009.tm08128>
25. Chen, S., 2020. *A Framework for Using Fused Image Data in Statistical Process Control*. PhD thesis. Western Michigan University.
26. Fan, L., Zhang, F., Fan, H. and Zhang, C., 2019. Brief review of image denoising techniques. *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, 2, pp. 1-12. <https://doi.org/10.1186/s42492-019-0016-7>
27. Rana, S. B. and Rana, S. B., 2015. A review of medical image enhancement techniques for image processing. *International Journal of Current Engineering and Technology*, 5(2), pp. 1282-1286. <https://doi.org/10.14741/Ijcet/22774106/5.2.2015.121>
28. Padmavathy, V. S. and Priya, R., 2018. Image contrast enhancement techniques-a survey. *International Journal of Engineering & Technology*, 7(2.33), pp. 466-469. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i2.33.14811>
29. Lin, X., Ma, Y. L., Ma, L. Z., and Zhang, R. L., 2014. A survey for image resizing. *Journal of Zhejiang University SCIENCE C*, 15(9), pp. 697-716. <https://doi.org/10.1631/jzus.c1400102>
30. Gonzalez, R. C. and Woods, R. E., 2002. *Digital Image Processing*, Second Edn., Prentice-Hall., Inc. Newjersey.
31. Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R., 1993. *Image pre-processing*, In *Image Processing, Analysis and Machine Vision*, Springer, Boston. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-3216-7_4
32. Qiu, P., 2005. *Image Processing and Jump Regression Analysis*. John Wiley & Sons.
33. Eslami, D., Izadbakhsh, H., Ahmadi, O. and Zarinbal, M., 2023. Spatial-nonparametric regression: an approach for monitoring image data. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 52(12), pp. 4114-4137. <https://doi.org/10.1080/03610926.2021.1986535>
34. Megahed, F. M., Woodall, W. H. and Camelio, J. A., 2011. A review and perspective on control charting with image data. *Journal of Quality Technology*, 43(2), pp. 83-98. <https://doi.org/10.1080/00224065.2011.11917848>
35. Kolbe, R. and Brunette, M., 1991. Content analysis research: An examination of applications with directives for improving research, reliability and objectivity. *Journal of Consumer Research*, 18(2), pp. 243–250. <https://doi.org/10.1086/209256>
36. Hachicha, W. and Ghorbel, A., 2012. A survey of control-chart pattern-recognition literature (1991–2010) based on a new conceptual classification scheme. *Computers & Industrial Engineering*, 63(1), pp. 204-222. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2012.03.002>
37. Jalali, S. and Wohlin, C., 2012. Systematic literature studies: database searches vs. backward snowballing. *Proceedings of the ACM-IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement*, Lund, Sweden, pp. 29-38. <https://doi.org/10.1145/2372251.2372257>

38. Amiri, A. and Allahyari, S., 2012. Change point estimation methods for control chart postsignal diagnostics: a literature review. *Quality and Reliability Engineering International*, 28(7), pp. 673-685. <https://doi.org/10.1002/qre.1266>
39. Megahed, F. M., Wells, L. J., Camelio, J. A. and Woodall, W. H., 2012. A spatiotemporal method for the monitoring of image data. *Quality and Reliability Engineering International*, 28(8), pp. 967-980. <https://doi.org/10.1002/qre.1287>
40. He, Z., Zuo, L., Zhang, M. and Megahed, F. M., 2016. An image-based multivariate generalized likelihood ratio control chart for detecting and diagnosing multiple faults in manufactured products. *International Journal of Production Research*, 54(6), pp. 1771-1784. <https://doi.org/10.1080/00207543.2015.1062569>
41. Zuo, L., He, Z. and Zhang, M., 2020. An EWMA and region growing based control chart for monitoring image data. *Quality Technology & Quantitative Management*, 17(4), pp. 470-485. <https://doi.org/10.1080/16843703.2019.1682751>
42. Prats-Montalbán, J. M., De Juan, A. and Ferrer, A., 2011. Multivariate image analysis: a review with applications. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 107(1), pp. 1-23. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2011.03.002>
43. Mohan, V. M., Kanaka Durga, R., Devathi, S. and Srujan Raju, K., 2016. Image processing representation using binary image; grayscale, color image, and histogram. *Proceedings of the Second International Conference on Computer and Communication Technologies*, Springer, New Delhi, pp. 353-361. https://doi.org/10.1007/978-81-322-2526-3_37
44. Patel, I., Patel, S. and Patel, A., 2018. Analysis of various image preprocessing techniques for denoising of flower images. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 6(5), pp. 1111-1117. <https://doi.org/10.26438/ijcse/v6i5.11111117>
45. Landgrebe, D., 2002. Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(1), pp. 17-28. <https://doi.org/10.1109/79.974718>
46. Yao, B., Imani, F., Sakpal, A. S., Reutzler, E. W. and Yang, H., 2018. Multifractal analysis of image profiles for the characterization and detection of defects in additive manufacturing. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 140(3), 031014. <https://doi.org/10.1115/1.4037891>
47. Kazemi, S. and Niaki, S., 2021. Monitoring image-based processes using a PCA-based control chart and a classification technique. *Decision Science Letters*, 10(1), pp. 39-52. <http://doi.org/10.5267/j.dsl.2020.10.005>
48. Imani, F., Yao, B., Chen, R., Rao, P. and Yang, H., 2019. Joint multifractal and lacunarity analysis of image profiles for manufacturing quality control. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 141(4), pp. 044501-7. <https://doi.org/10.1115/1.4042579>
49. Fathizadan, S., Ju, F. and Lu, Y., 2021. Deep representation learning for process variation management in laser powder bed fusion. *Additive Manufacturing*, 42, 101961. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2021.101961>
50. Prats-Montalbán, J. M. and Ferrer, A., 2014. Statistical process control based on Multivariate Image Analysis: A new proposal for monitoring and defect detection. *Computers & Chemical Engineering*, 71, pp. 501-511. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2014.09.014>
51. Pacella, M., Grieco, A. and Blaco, M., 2017. Machine vision based quality control of free-form profiles in automatic cutting processes. *Computers & Industrial Engineering*, 109, pp. 221-232. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.04.039>
52. Tuceryan, M. and Jain, A. K., 1998. Texture Analysis. *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, Chen CH, Pau LF, Wang PSP, Eds., pp. 235-276. https://doi.org/10.1142/9789814343138_0010
53. Palm, C., 2004. Color texture classification by integrative co-occurrence matrices. *Pattern Recognition*, 37(5), pp. 965-976. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2003.09.010>
54. Jiménez, L. O., Rivera-Medina, J. L., Rodríguez-Díaz, E., Arzuaga-Cruz, E. and Ramírez-Vélez, M., 2005. Integration of spatial and spectral information by means of unsupervised extraction and classification for homogenous objects applied to multispectral and hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(4), pp. 844-851. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.843193>
55. Bhuiyan, A., Nath, B., Chua, J. and Kotagiri, R., 2007. Blood vessel segmentation from color retinal images using unsupervised texture classification. *IEEE International Conference on Image Processing*, San Antonio, TX, USA, 5, pp. V-521. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2007.4379880>
56. Mäenpää, T., Viertola, J. and Pietikäinen, M., 2003. Optimising colour and texture features for real-time visual inspection. *Pattern Analysis and Applications*, 6(3), pp. 169-175. <https://doi.org/10.1007/s10044-002-0179-1>
57. Materka, A. and Strzelecki, M., 1998. Texture analysis methods—a review. *Technical University of Lodz, Institute of Electronics, COST B11 Report, Brussels*.
58. Malik, F. and Baharudin, B., 2013. Analysis of distance metrics in content-based image retrieval using statistical quantized histogram texture features in the DCT domain. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 25(2), pp. 207-218. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2012.11.004>
59. Xie J., Zhang L., You J. and Shiu S., 2015. Effective texture classification by texton encoding induced statistical features. *Pattern Recognition*, 48(2), pp. 447-457. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2014.08.014>

60. Pietikäinen, M., Mäenpää, T. and Viertola, J., 2002. Color texture classification with color histograms and local binary patterns, *Workshop on Texture Analysis in Machine Vision, New York, NY, USA*, pp. 109-112.
61. Vujasinovic, T., Pribic, J., Kanjer, K., Milosevic, N. T., Tomasevic, Z., Milovanovic, Z. and Radulovic, M., 2015. Gray-level co-occurrence matrix texture analysis of breast tumor images in prognosis of distant metastasis risk. *Microscopy and Microanalysis*, 21(3), pp. 646-654. <https://doi.org/10.1017/S1431927615000379>
62. Liao, S., Law, M. W. and Chung, A. C., 2009. Dominant local binary patterns for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(5), pp. 1107-1118. <https://doi.org/10.1109/TIP.2009.2015682>
63. Mäenpää, T. and Pietikäinen, M., 2005. Texture analysis with local binary patterns, *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, pp. 197-216. World Scientific Publishing, Singopre. https://doi.org/10.1142/9789812775320_0011
64. Ojala, T., Pietikainen, M. and Maenpaa, T., 2002. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), pp. 971-987. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2002.1017623>
65. Schael, M., 2001. Texture defect detection using invariant textural features. *Joint Pattern Recognition Symposium*, Berlin, Heidelberg: springer, pp. 17-24. https://doi.org/10.1007/3-540-45404-7_3
66. Cho, J. H., Lee, J. M., Choi, S. W., Lee, D. and Lee, I. B., 2005. Fault identification for process monitoring using kernel principal component analysis. *Chemical Engineering Science*, 60(1), pp. 279-288. <https://doi.org/10.1016/j.ces.2004.08.007>
67. Chetverikov, D., 2000. Structural defects: General approach and application to textile inspection. *Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition*, Barcelona, pp. 521-524. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2000.905390>
68. Lopez, F., Acebron, F., Valiente, J. and Perez, E., 2001. A study of registration methods for ceramic tile inspection purposes. *Proceedings of the IX Spanish Symposium on Pattern Recognition and Image Analysis*, Benicasim, Spain, pp. 145-150.
69. Mallik-Goswami, B. and Datta, A. K., 2000. Detecting defects in fabric with laser-based morphological image processing. *Textile Research Journal*, 70(9), pp. 758-762. <https://doi.org/10.1177/004051750007000902>
70. Noor, N. M., Then, J., Rijal, O. M., Kassim, R. M., Yunus, A., Zeki, A. A. and Suri, J. S., 2015. Automatic lung segmentation using control feedback system: morphology and texture paradigm. *Journal of Medical Systems*, 39(3), pp. 1-18. <https://doi.org/10.1007/s10916-015-0214-6>
71. Dollár, P. and Zitnick, C. L., 2014. Fast edge detection using structured forests. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 37(8), pp. 1558-1570. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2014.2377715>
72. Manza, R. R., Gaikwad, B. P. and Manza, G. R., 2012. Use of edge detection operators for agriculture video scene feature extraction from mango fruits. *Advances in Computational Research*, 4(1), pp. 50-53. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1716.1209>
73. Basavaraj S. A., Malvade N. N. and Hanamaratti N. G., 2016. An edge texture features based methodology for bulk paddy variety recognition. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, 18(1), pp. 399-410.
74. Raju, U. S. N., and Vijaya Kumar, V., 2008. Texture classification based on extraction of skeleton primitives using wavelets. *Information Technology Journal*, 7(6), pp. 883-889. <https://doi.org/10.3923/itj.2008.883.889>
75. Kumar, V. V., Srikrishna, A., Somayajulu, D. V. L. N. and Babu, B. R., 2008. An improved iterative morphological decomposition approach for image skeletonization. *Journal of Graphics Vision and Image Processing of ICGST*, 8(1), pp. 47-54.
76. Ji, Q., Engel, J. and Craine, E., 2000. Texture analysis for classification of cervix lesions. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(11), pp. 1144-1149. <https://doi.org/10.1109/42.896790>
77. Cross, G. R. and Jain, A. K., 1983. Markov random field texture models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 5(1), pp. 25-39. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1983.4767341>
78. Yousefi, S. and Kehtarnavaz, N., 2011. A new stochastic image model based on Markov random fields and its application to texture modeling. *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Prague, Czech Republic, pp. 1285-1288. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2011.5946646>
79. Hassner, M. and Sklansky, J., 1980. The use of Markov random fields as models of texture. *Computer Graphics and Image Processing*, 12(4), pp. 357-370. [https://doi.org/10.1016/0146-664X\(80\)90019-2](https://doi.org/10.1016/0146-664X(80)90019-2)
80. Chan, K. L., 1992. Fractal-based texture analysis. *Singapore ICCS/ISITA92*, Singapore, pp. 102-106. <https://doi.org/10.1109/ICCS.1992.254931>
81. Dubuisson, M. P. and Dubes, R. C., 1994. Efficacy of fractal features in segmenting images of natural textures. *Pattern Recognition Letters*, 15(4), pp. 419-431. [https://doi.org/10.1016/0167-8655\(94\)90091-4](https://doi.org/10.1016/0167-8655(94)90091-4)
82. Kaplan, L. M., 1999. Extended fractal analysis for texture classification and segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 8(11), pp. 1572-1585. <https://doi.org/10.1109/83.799885>
83. Bu, H. G., Wang, J. and Huang, X. B., 2009. Fabric defect detection based on multiple fractal features and support vector data description. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(2), pp. 224-235. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2008.05.006>
84. Bu, H. G., Huang, X. B., Wang, J. and Chen, X., 2010. Detection of fabric defects by auto-regressive

- spectral analysis and support vector data description. *Textile Research Journal*, 80(7), pp. 579-589. <https://doi.org/10.1177/0040517509340599>
85. Mao, J., and Jain, A. K., 1992. Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models. *Pattern Recognition*, 25(2), pp. 173-188. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(92\)90099-5](https://doi.org/10.1016/0031-3203(92)90099-5)
86. Choy S. K. and Tong C. S., 2007. Supervised texture classification using characteristic generalized gaussian density. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 29(1), pp. 35-47. <https://doi.org/10.1007/s10851-007-0023-8>
87. Du, H., Jin, X. and Willis, P. J., 2016. Two-level joint local laplacian texture filtering. *The Visual Computer*, 32(12), pp. 1537-1548. <https://doi.org/10.1007/s00371-015-1138-3>
88. Hivarinen A., Hurri J. and Hoyer P.O., 2009. *Linear Filters and Frequency Analysis. Natural Image Statistics a Probabilistic Approach to Early Computational Vision*, Springer London, pp. 25-49. https://doi.org/10.1007/978-1-84882-491-1_2
89. Gilboa, G., 2014. A total variation spectral framework for scale and texture analysis. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 7(4), pp. 1937-1961. <https://doi.org/10.1137/130930704>
90. Habib, H. A., Yousaf, M. H. and Mohibullah, M., 2004. Modified laws energy descriptor for inspection of ceramic tiles. *National Conference on Emerging Technologies*, pp. 138-140.
91. Virmani J., Kumar V., Kalra N. and Khandelwal N., 2013. SVM-based characterization of liver ultrasound images using wavelet packet texture descriptors. *Journal of Digital Imaging*, 26(3), pp. 530-543. <http://doi.org/10.1007/s10278-012-9537-8>
92. Laine A. and Fan J., 1993. Texture classification by wavelet packet signature. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11), pp. 1186-1191. <https://doi.org/10.1109/34.244679>
93. Arivazhagan S. and Ganesan L., 2003. Texture classification using wavelet transform. *Pattern Recognition Letters*, 24(9-10), pp. 1513-1521. [https://doi.org/10.1016/S0167-8655\(02\)00390-2](https://doi.org/10.1016/S0167-8655(02)00390-2)
94. Wang Z. and Yong J., 2008. Texture analysis and classification with linear regression model based on wavelet transform. *IEEE Transaction on Image Processing*, 17(8), pp. 1421-1430. <https://doi.org/10.1109/TIP.2008.926150>
95. Ngan H. Y., Pang G. K., Yung S. P. and Ngan M. K., 2005. Wavelet based methods on patterned fabric defect detection. *Pattern Recognition*, 38(4), pp. 559-576. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2004.07.009>
96. Qiao, L. H., Guo, W., Yuan, W. T. and Peng, L., 2009. Texture analysis based on bidimensional empirical mode decomposition and quaternions. *International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, Baoding, China, pp. 84-90. <https://doi.org/10.1109/ICWAPR.2009.5207477>
97. Virmani, J., Kumar, V., Kalra, N. and Khandelwal, N., 2013. SVM-based characterization of liver ultrasound images using wavelet packet texture descriptors. *Journal of Digital Imaging*, 26(3), pp. 530-543. <https://doi.org/10.1007/s10278-012-9537-8>
98. Bodnarova, A., Bennamoun, M. and Latham, S., 2002. Optimal Gabor filters for textile flaw detection. *Pattern Recognition*, 35(12), pp. 2973-2991. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(02\)00017-1](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(02)00017-1)
99. Galasso, F. and Lasenby, J., 2009. Fourier analysis and gabor filtering for texture analysis and local reconstruction of general shapes. *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL, USA, pp. 2342-2349. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206591>
100. Turner, M. R., 1986. Texture discrimination by Gabor functions. *Biological Cybernetics*, 55(2), pp. 71-82. <https://doi.org/10.1007/BF00341922>
101. Simoncelli E. and Farid H., 1996. Steerable wedge filters for local orientation analysis. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(9), pp. 1-10. <https://doi.org/10.1109/83.535851>
102. Tsai D. and Huang T., 2003. Automated surface inspection for statistical textures. *Image and Vision Computing*, 21(4), pp. 307-323. [https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(03\)00007-6](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(03)00007-6)
103. Bennamoun, M. and Bodnarova, A., 2003. Digital image processing techniques for automatic textile quality control. *Systems Analysis Modelling Simulation*, 43(11), pp. 1581-1614. <https://doi.org/10.1080/0232929032000115083>
104. Bodnarova, A., Bennamoun, M. and Latham, S., 2002. Optimal Gabor filters for textile flaw detection. *Pattern Recognition*, 35(12), pp. 2973-2991. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(02\)00017-1](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(02)00017-1)
105. Campbell, J. G. and Murtagh, F. D., 1998. Automatic visual inspection of woven textiles using a two-stage defect detector. *Optical Engineering*, 37(9), pp. 2536-2542. <https://doi.org/10.1117/1.601692>
106. Scharcanski, J., 2005. Stochastic texture analysis for monitoring stochastic processes in industry. *Pattern Recognition Letters*, 26(11), pp. 1701-1709. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.01.017>
107. Armi, L. and Fekri-Ershad, S., 2019. Texture image analysis and texture classification methods-A review. *International Online Journal of Image Processing and Pattern Recognition*, 2(1), pp. 1-29. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.06554>
108. Chaurasia, K. and Garg, P. K., 2013. A brief review on texture analysis methods. *Studies in Surveying and Mapping Science (SSMS)*, 1(2), pp. 1-9.
109. Tun'ak, M. and Linka, A., 2008. Directional Defects in Fabrics. *Research Journal of Textile and Apparel*, 12(2), pp. 13-22. <https://doi.org/10.1108/RJTA-12-02-2008-B002>
110. Liu, J. J. and MacGregor, J. F., 2006. Estimation and monitoring of product aesthetics: application to manufacturing of "engineered stone" countertops.

- Machine Vision and Applications*, 16(6), pp. 374-383. <https://doi.org/10.1007/s00138-005-0009-8>
111. Nikoo, M. and Noorossana, R., 2013. Phase ii monitoring of nonlinear profile variance using wavelet. *Quality and Reliability Engineering International*, 29(7), pp. 1081-1089. <https://doi.org/10.1002/qre.1460>
112. Jin, J. and Shi, J., 2001. Automatic feature extraction of waveform signals for in-process diagnostic performance improvement. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 12, pp. 257-268. <https://doi.org/10.1023/A:1011248925750>
113. Suganyadevi, S., Seethalakshmi, V. and Balasamy, K., 2022. A review on deep learning in medical image analysis. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 11(1), pp. 19-38. <https://doi.org/10.1007/s13735-021-00218-1>
114. Shamim, N., 2021. *Machine Learning Based Feature Extraction of an Image: A Review. Algorithms for Intelligent Systems Proceedings of International Conference on Machine Intelligence and Data Science Applications*, Springer, Singapore, pp. 369-383. https://doi.org/10.1007/978-981-33-4087-9_32
115. Bharati, M. H. and MacGregor, J. F., 1998. Multivariate image analysis for real-time process monitoring and control. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 37(12), pp. 4715-4724. <https://doi.org/10.1021/ie980334i>
116. Bharati, M. H., MacGregor, J. F. and Tropper, W., 2003. Softwood lumber grading through on-line multivariate image analysis techniques. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 42(21), pp. 5345-5353. <https://doi.org/10.1021/ie0210560>
117. Chen, S. and Wells, L., 2022. A multi-image monitoring framework for statistical process control to improve manufacturing systems. *Quality and Reliability Engineering International*, 38(2), pp. 679-702. <https://doi.org/10.1002/qre.3008>
118. Menafoglio, A., Grasso, M., Secchi, P. and Colosimo, B. M., 2018. Profile monitoring of probability density functions via simplicial functional PCA with application to image data. *Technometrics*, 60(4), pp. 497-510. <https://doi.org/10.1080/00401706.2018.1437473>
119. Yan, H., Paynabar, K. and Shi, J., 2014. Image-based process monitoring using low-rank tensor decomposition. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 12(1), pp. 216-227. <https://doi.org/10.1109/TASE.2014.2327029>
120. Bisheh, M. N., Chang, S. I. and Lei, S., 2021. A layer-by-layer quality monitoring framework for 3D printing. *Computers and Industrial Engineering*, 157, 107314. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107314>
121. Lyu, Y., Chen, J. and Song, Z., 2019. Image-based process monitoring using deep learning framework. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 189, pp. 8-17. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2019.03.008>
122. Bui, A. T. and Apley, D. W., 2018. A monitoring and diagnostic approach for stochastic textured surfaces. *Technometrics*, 60(1), pp. 1-13. <https://doi.org/10.1080/00401706.2017.1302362>
123. Bui, A. T. and Apley, D. W., 2018. Monitoring for changes in the nature of stochastic textured surfaces. *Journal of Quality Technology*, 50(4), pp. 363-378. <https://doi.org/10.1080/00224065.2018.1507559>
124. Grasso, M., Demir, A. G., Previtali, B. and Colosimo, B. M., 2018. In situ monitoring of selective laser melting of zinc powder via infrared imaging of the process plume. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 49, pp. 229-239. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2017.07.001>
125. Jamshidieini, B., and Fazaee, R., 2016. Detecting defective electrical components in heterogeneous infra-red images by spatial control charts. *Infrared Physics and Technology*, 76, pp. 510-520. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2016.04.013>
126. Ferrer, A., 2007. Multivariate statistical process control based on principal component analysis (MSPC-PCA): some reflections and a case study in an autobody assembly process. *Quality Engineering*, 19(4), pp. 311-325. <https://doi.org/10.1080/08982110701621304>
127. Liu, J. J. and MacGregor, J. F., 2007. On the extraction of spectral and spatial information from images. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 85(1), pp. 119-130. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2006.05.011>
128. Bharati, M. H., Liu, J. J. and MacGregor, J. F., 2004. Image texture analysis: methods and comparisons. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 72(1), pp. 57-71. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2004.02.005>
129. Yu, H. and MacGregor, J.F., 2003. Multivariate image analysis and regression for prediction of coating content and distribution in the production of snack foods. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 67(2), pp. 125-144. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(03\)00065-0](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(03)00065-0)
130. Grasedyck, L., Kressner, D. and Tobler, C., 2013. A literature survey of lowrank tensor approximation techniques. *GAMM-Mitteilungen*, 36(1), pp. 53-78. <https://doi.org/10.1002/gamm.201310004>
131. Alaeddini, A., Motasemi, A. and Faruqui, S. H. A., 2018. A spatiotemporal outlier detection method based on partial least squares discriminant analysis and area Delaunay triangulation for image-based process monitoring. *IIE Transactions*, 50(2), pp. 74-87. <https://doi.org/10.1080/24725854.2017.1386336>
132. Grasso, M., Laguzza, V., Semeraro, Q. and Colosimo, B. M., 2017. In-process monitoring of selective laser melting: spatial detection of defects via image data analysis. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 139(5), pp. 051001-16. <https://doi.org/10.1115/1.4034715>
133. Wang, K. and Tsung, F., 2005. Using Profile Monitoring Techniques for a Data-Rich Environment with Huge Sample Size. *Quality and Reliability*

- Engineering International*, 21(7), pp. 677–688. <https://doi.org/10.1002/qre.711>
134. Wells, L. J., Megahed, F. M., Niziolek, C. B., Camelio, J. A. and Woodall, W. H., 2013. Statistical process monitoring approach for high-density point clouds. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 24(6), pp. 1267–1279. <https://doi.org/10.1007/s10845-012-0665-2>
135. Okhrin, Y., Schmid, W. and Semeniuk, I., 2020. New approaches for monitoring image data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30, pp. 921-933. <https://doi.org/10.1109/TIP.2020.3039389>
136. Huang, T., Wang, S., Yang, S. and Dai, W., 2021. Statistical process monitoring in a specified period for the image data of fused deposition modeling parts with consistent layers. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(8), pp. 2181-2196. <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01628-4>
137. Tsiamyrtzis, P., Grasso, M. L. G. and Colosimo, B. M., 2022. Image based statistical process monitoring via partial first order stochastic dominance. *Quality Engineering*, 34(1), pp. 96-124. <https://doi.org/10.1080/08982112.2021.2008974>
138. Kaewsuwan, P., Yuangyai, C., Cheng, C. Y. and Janjarassuk, U., 2016. Image Analysis and High Dimensional Control Chart for Inspection of Sausage Color Homogeneity and Uniformity. *International Journal of Food Engineering*, 12(7), pp. 625-635. <https://doi.org/10.1515/ijfe-2015-0266>
139. Bui, A. T. and Apley, D. W., 2022. Robust monitoring of stochastic textured surfaces. *International Journal of Production Research*, 60(16), pp. 5071-5086. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1949642>
140. Colosimo, B. M. and Grasso, M., 2018. Spatially weighted PCA for monitoring video image data with application to additive manufacturing. *Journal of Quality Technology*, 50(4), pp. 391-417. <https://doi.org/10.1080/00224065.2018.1507563>
141. Grasso, M. and Colosimo, B. M., 2019. A statistical learning method for image-based monitoring of the plume signature in laser powder bed fusion. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 57, pp. 103-115. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2018.11.007>
142. He, K., Zhang, M., Zuo, L. Alhwiti, T. and Megahed, F. M., 2017. Enhancing the monitoring of 3D scanned manufactured parts through projections and spatiotemporal control charts. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 28(4), pp. 899-911. <http://doi.org/10.1007/s10845-014-1025-1>
143. He, K., Zhang, Q., and Hong, Y., 2019. Profile monitoring based quality control method for fused deposition modeling process. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 30(2), pp. 947-958. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1424-9>
144. Jiang, B. C. and Jiang, S. J., 1998. Machine vision based inspection of oil seals. *Journal of Manufacturing Systems*, 17(3), pp. 159-166. [https://doi.org/10.1016/S0278-6125\(98\)80058-7](https://doi.org/10.1016/S0278-6125(98)80058-7)
145. Khanzadeh, M., Tian, W., Yadollahi, A., Doude, H. R., Tschopp, M. A. and Bian, L., 2018. Dual process monitoring of metal-based additive manufacturing using tensor decomposition of thermal image streams. *Additive Manufacturing*, 23, pp. 443-456. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2018.08.014>
146. Knight, A. C. and Williams, E. D., 1992. An evaluation of cusum analysis and control charts applied to quantitative gamma-camera uniformity parameters for automated quality control. *European Journal of Nuclear Medicine*, 19, pp.125-130. <https://doi.org/10.1007/BF00184128>
147. Lin, H. D., 2007. Automated visual inspection of ripple defects using wavelet characteristic based multivariate statistical approach. *Image and Vision Computing*, 25(11), pp. 1785-1801. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2007.02.002>
148. Lin, H. D., 2007. Computer-aided visual inspection of surface defects in ceramic capacitor chips. *Journal of Materials Processing Technology*, 189(1-3), pp. 19-25. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2006.12.051>
149. Lu, C. J. and Tsai, D. M., 2005. Automatic defect inspection for LCDs using singular value decomposition. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 25(1), pp. 53-61. <https://doi.org/10.1007/s00170-003-1832-6>
150. Lyu, J. and Chen, M., 2009. Automated Visual Inspection Expert System for Multivariate Statistical Process Control Chart. *Expert Systems with Applications*, 36(3), pp. 5113–5118. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.06.047>
151. Armingol, J. M., Otamendi, J., De La Escalera, A., Pastor, J. M. and Rodriguez, F. J., 2003. Statistical pattern modeling in vision-based quality control systems. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 37(3), pp. 321-336. <https://doi.org/10.1080/00224065.2011.11917848>
152. Nembhard, H. B., Ferrier, N. J., Osswald, T. A. and Sanz-Urbe, J. R., 2003. An Integrated Model for Statistical and Vision Monitoring in Manufacturing Transitions. *Quality and Reliability Engineering International*, 19(6), pp. 461–476. <https://doi.org/10.1002/qre.517>
153. Seifi, S. and Noorossana, R., 2023. An Integrated Statistical Process Monitoring and Fuzzy Transformation Approach to Improve Process Performance via Image Data. *Arabian Journal for Science and Engineering*, pp. 1-16. <https://doi.org/10.1007/s13369-023-08059-2>
154. Tan, J., Chang, Z. and Hsieh, F., 1996. Implementation of an Automated Real-Time Statistical Process Controller. *Journal of Food Process Engineering*, 19(1), pp. 49–61. <https://doi.org/10.1111/j.1745-4530.1996.tb00380.x>
155. Tong, L.-I. Wang, C.-H. And Huang, C.-L., 2005. Monitoring Defects in IC Fabrication Using a Hotelling T2 Control Chart. *IEEE Transactions on*

- Semiconductor Manufacturing*, 18(1), pp. 140–147. <https://doi.org/10.1109/TSM.2004.836659>
156. Xia, W. and Breen, S. L., 2018. Image registration assessment in radiotherapy image guidance based on control chart monitoring. *Journal of Medical Imaging*, 5(2), pp. 021221-021221. <https://doi.org/10.1117/1.JMI.5.2.021221>
157. Horst, R. L. and Negin, M., 1992. Vision System for HighResolution Dimensional Measurements and on-Line Inspection: Web Process Application. *IEEE Transactions on Industrial Applications*, 28(4), pp. 993–997. <https://doi.org/10.1109/28.148468>
158. Jia, Q., Zhang, Y. and Chen, W., 2018. Image-based process monitoring using projective nonnegative-tensor factorization. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. <https://doi.org/10.1109/TIE.2018.2833027>
159. Fieguth, P., 2010. *Statistical Image Processing and Multidimensional Modeling*. New York, NY: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-7294-1>