ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

مجله علمی پژوهش در علوم رایانه (سال هفتم)
شماره ۲۸ / زمستان ۱۴۰۱ / ص ۱۴- ۱

بررسی روش‌های شمارش جمعیت در تصاویر

سیدمحمدحسین جعفری [۱]، حسین فقیه علی آبادی [۲]

[۱] کارشناسی ارشد مهندسی نرم افزار.

[۲] کارشناسی ارشد شبکه‌های کامپیوتری.

نام نویسنده مسئول:

حسین فقیه علی آبادی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۱/۱۹

چکیده

در سال‌های اخیر، نیازهای فوری برای شمارش جمعیت و وسایل نقلیه، تحقیقات در مورد شمارش جمعیت و تخمین تراکم را به شدت ارتقا داده است. تخمین دقیق تعداد اشیا در یک تصویر یک کار چالش برانگیز و در عین حال معنادار است و در بسیاری از کاربردها مانند برنامه ریزی شهری و ایمنی عمومی استفاده شده است. خوشبختانه، توسعه تکنیک‌های جمعیت‌شمار را می‌توان به سایر زمینه‌های مرتبط مانند شمارش وسایل نقلیه و بررسی محیطی، بدون در نظر گرفتن ویژگی‌های آن‌ها، تعمیم داد. با بهره مندی از توسعه سریع یادگیری عمیق، عملکرد شمارش تا حد زیادی بهبود یافته است، و سناریوهای کاربردی بیشتر گسترش یافته اند. ما در این مقاله رویکردهای موجود را در چهار دسته مبتنی بر تشخیص، مبتنی بر رگرسیون، مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن و مبتنی بر ویدئو خلاصه می‌کنیم. ما بیشتر در مورد مجموعه داده ها و معیارها برای جامعه شمارش جمعیت توضیح می‌دهیم و در مورد کار حل مشکل شمارش بر اساس نمونه های کوچک، روش‌های حاشیه نویسی مجموعه داده‌ها و غیره بحث می‌کنیم. در نهایت، چالش‌های مختلف پیش روی جمعیت‌شمار و راه‌حل‌های مربوط به آن‌ها را خلاصه می‌کنیم و مجموعه‌ای از روندهای توسعه را در آینده پیشنهاد می‌کنیم.

واژگان کلیدی: شمارش جمعیت- تصاویر-یادگیری عمیق- شبکه عصبی کانولوشن.

مجله‌ی علمی پژوهش در علوم رایانه، شماره ۲۸، زمستان ۱۴۰۱، ص ۱۴- ۱

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

مقدمه

شمارش جمعیت و تخمین تراکم چندین سال است که بحث چالش برانگیزی در تجزیه و تحلیل تصویر و ویدئو بوده است. شمارش دقیق جمعیت برای تجزیه و تحلیل عابر پیاده و تخمین تراکم جمعیت مفید است و دارای طیف گسترده‌ای از کاربردها مانند ایمنی عمومی، حمل و نقل هوشمند و نظارت تصویری است. جمعیت شماری هنوز با چالش های زیادی مانند انسداد شدید، تغییر صحنه، نویز پیچیده، مقیاس‌های مختلف، دیدگاه های مختلف و توزیع غیریکنواخت افراد مواجه است. شمارش اولیه جمعیت و رویکردهای برآورد تراکم عمدتاً بر اساس تشخیص عابر پیاده است [۱]. در صحنه‌های شلوغ، به دلیل عواملی مانند انسداد و مقیاس‌های مختلف، عملکرد این روش‌ها برای دستیابی به نتایج رضایت‌بخش با مشکل مواجه می‌شود و استفاده از آن در کاربردهای عملی را دشوار می‌سازد.

یک روش جایگزین، تخمین تراکم جمعیت در تصویر و در نهایت ارائه یک سطح تراکم جمعیت است، ولی کیفیت این روش طبقه‌بندی تراکم جمعیت نسبتاً بد است که کاربرد آن را در بسیاری از سناریوها محدود می‌کند[۲]. در سال‌های اخیر، با توسعه سریع یادگیری عمیق، عملکرد جمعیت شماری پیشرفت زیادی داشته است و دقت و سرعت شمارش در شرایط شلوغ به طور قابل توجهی بهبود یافته است[۳]. این مقاله به منظور مرتب سازی روش‌های تحقیق و سیر تحول رویکردهای جمعیت شماری، ایده‌ها و روش‌های اصلی جمعیت شماری را مرور می‌کند. همچنین ما یک بررسی دقیق از آخرین روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق انجام می‌دهیم. در این مقاله توسعه شمارش جمعیت و تخمین تراکم را به چهار شاخه روش‌های مبتنی بر تشخیص، روش‌های مبتنی بر رگرسیون، روش‌های مبتنی بر CNN و روش‌های مبتنی بر ویدئو تقسیم می‌کنیم. روش‌های مبتنی بر تشخیص، تعداد اشیاء را از طریق یک آشکارساز شی که بر روی ویژگی‌های تصویر استخراج‌شده آموزش دیده است، شمارش می‌کنند. روش‌ها در سناریوهای کم تراکم به خوبی کار می‌کنند، اما با افزایش تراکم جمعیت، عملکرد چنین روش‌هایی متناسب با آن کاهش می‌یابد. در مورد ازدحام متراکم، نویسندگان در گذشته به این نتیجه رسیدند که یادگیری نگاشت بین ویژگی‌های تصویر به تعداد افراد مفید است و عملکرد روش‌های مبتنی بر این نگاشت‌ها از روش‌های مبتنی بر تشخیص بهتر عمل می‌کند[۴]. این روش ها معمولاً یک مدل رگرسیون را از نگاشت‌های آموخته شده آموزش می‌دهند و به عنوان روش‌های مبتنی بر رگرسیون نامیده می‌شوند. با این حال، روش‌ها به شدت به ویژگی‌های دست ساز و عدم استحکام در سناریوها با تغییرات بزرگ در نور، پرسپکتیو، توزیع جمعیت، تراکم جمعیت و غیره متکی هستند. با توجه به قابلیت‌های قدرتمند استخراج ویژگی‌های CNN در یادگیری عمیق، محققان سعی کردند از الگوریتم برای استخراج خودکار ویژگی‌ها استفاده کنند. روش‌های یادگیری عمیق می‌توانند با تغییرات در عوامل مختلف سازگار شوند، تعداد افراد را با دقت بیشتری پیش‌بینی کنند و در بسیاری از معیارهای ارزیابی به وضعیت خوبی دست یافته‌اند[۵]. به منظور ارائه مجموعه داده‌ها و معیارهایی که تا حد امکان به صحنه واقعی نزدیک باشد، محققان مجموعه داده‌های بسیاری را از شمارش جمعیت ساخته‌اند. این مجموعه داده‌ها به میزان زیادی توسعه جمعیت شماری را ترویج کردند. روش‌های زیادی در حال مطالعه برای استفاده از داده‌های دارای برچسب کمتر برای شمارش دقیق تعداد افراد هستند، که از جمله روش‌های معمولی می‌توان به L2R [6]، SL2R [7]، اشاره کرد، که در ادامه بیشتر توضیح خواهیم داد. پس از مقدمه‌ای که در این بخش بیام کردیم، بخش دوم به تحلیل آثار اصلی چهار شاخه در شمارش جمعیت می‌پردازیم. در بخش سوم برخی از مجموعه داده‌های محبوب و برخی از معیارهای ارزیابی را بیان می‌کنیم. در بخش چهارم چالش‌ها و کاربردها را معرفی می‌کنیم و در بخش پنجم به نتیجه بحث، کاربرد و کار آینده شمارش جمعیت را مورد بحث قرار می‌دهیم.

روش‌های انجام شده

روش‌های شمارش جمعیت را می‌توان به چهار دسته روش‌های مبتنی بر تشخیص، مبتنی بر رگرسیون، مبتنی بر CNN و مبتنی بر ویدئو تقسیم کرد. روش‌های مبتنی بر رگرسیون را می‌توان به روش‌های مبتنی بر نقشه فردی و مبتنی بر نقشه چگالی نیز تقسیم کرد.

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

روش های مبتنی بر تشخیص

اکثر کارهای اولیه جمعیت شماری بر اساس تشخیص است. در این روش‌ها از ویژگی‌های استخراج شده شمارش اهداف استفاده می‌کنند. روش‌های مبتنی بر تشخیص به شدت به ویژگی‌های اهداف متکی هستند. روش‌های استخراج ویژگی را می-توان به دو دسته مبتنی بر انتگرال و مبتنی بر قطعات تقسیم کرد. روش‌های تشخیص مبتنی بر انتگرال ابتدا ویژگی‌های کل تصویر را مانند لبه‌ها،شکل‌ها، بافت‌ها، استخراج می‌کنند، سپس از ماشین بردار پشتیبان[۸]، جنگل تصادفی[۹]، خوشه بندی [۱۰] یا الگوریتم‌های دیگر برای تشخیص یا طبقه بندی اشیا برای شمارش جمعیت استفاده می‌کنند. اکثر این روش‌ها زمانی که اجسام کم هستند عملکرد خوبی دارند، اما در مواجهه با جمعیت متراکم، اثر شمارش به طور قابل توجهی کاهش می‌یابد. بنابراین، پژوهشگران شروع به کشف روش‌های شمارش مؤثر در سناریوهای تراکم جمعیت کردند. در اکثر سناریوهای تراکم جمعیت، استفاده از ویژگی‌های محلی می‌تواند عملکرد شمارش را در مقایسه با ویژگی‌های جهانی تا حد زیادی بهبود بخشد. بسیاری از آثار [۱۱] بر اساس ویژگی های محلی کار می‌کنند.

روش‌های تشخیص مبتنی بر رگرسیون

روش‌های تشخیص مبتنی بر رگرسیون اغلب عملکرد بالاتری دارند و توجهات رو به رشدی را در شمارش جمعیت جلب می‌کنند. با توجه به اهداف رگرسیون مختلف، روش‌ها را می‌توان به رگرسیون مبتنی بر فردی و رگرسیون مبتنی بر نقشه چگالی تقسیم کرد که روش‌های مبتنی بر فردی عملکرد شمارش را بیشتر بهبود بخشیدند[۱۲]. به عنوان مثال، Zhou D و همکاران [۱۳] ابتدا پیش زمینه تصویر را عادی کردند و سپس از ویژگی‌های پیش زمینه، لبه و بافت محلی استخراج شده با استفاده از رگرسیون چندگانه برای بدست آوردن تعداد افراد در تصویر استفاده کردند. در مقایسه با مدل‌های رگرسیون قبلی، این روش با یادگیری یک ویژگی کم‌بعدی و یک تابع خروجی چند ساختاری، استحکام مدل را افزایش داده و آن را برای سناریوهای عملی‌تر کاربردی‌تر کرده است. با تحقیقات بیشتر، مفهوم نقشه چگالی ارائه شده توسط Sindagi[۱۴] توجه گسترده محققان را به خود جلب کرده است. با یادگیری نگاشت تصاویر به نقشه های چگالی، از وابستگی به آشکارساز جلوگیری می‌کند. رودریگز و همکاران [۱۵] تایید کرد که شمارش با استفاده از نقشه چگالی می‌تواند عملکرد شمارش را به شدت بهبود بخشد. با توجه به اینکه نقشه چگالی نه تنها اطلاعات توزیع فضایی جمعیت را منعکس می‌کند، بلکه دقت شمارش را نیز افزایش می‌دهد، رگرسیون مبتنی بر نقشه چگالی به تدریج به یک دسته بندی محبوب تبدیل می‌شود.

مشابه روش‌های مبتنی بر تشخیص، روش‌های رگرسیون را می‌توان به دو دسته مبتنی بر انتگرال و مبتنی بر patch [۱۶] تقسیم کرد. روش‌های رگرسیون مبتنی بر انتگرال همیشه در برخورد با تغییرات مقیاس بزرگ و چگالی مشکلاتی دارند در حالی که روش‌های رگرسیون مبتنی بر patch حاوی اطلاعات محلی بیشتری از تصویر هستند و کمتر تحت تأثیر تغییرات مقیاس و چگالی قرار می‌گیرند. بنابراین، عملکرد روش‌های رگرسیون مبتنی بر patch اغلب بهتر از روش‌های مبتنی بر انتگرال است. فام و همکاران [۱۷] یک تصویر را به چند تکه تقسیم کردند و از جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی ویژگی‌ها استفاده کردند، به طوری که گره‌های برگ هر درخت فقط دارای ویژگی‌های مشابه بودند. اگرچه روش‌های مبتنی بر رگرسیون وابستگی به آشکارساز را کاهش می‌دهند، اما همچنان به شدت به ویژگی‌های دست ساز متکی هستند. در نتیجه، الگوریتم استخراج ویژگی به یک گلوگاه مهم برای روش‌های مبتنی بر رگرسیون تبدیل شد. با توسعه سریع یادگیری عمیق، قابلیت‌های قدرتمند استخراج ویژگی شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN) محققان را مجذوب خود کرده است و روش‌های جمعیت‌شمار مبتنی بر CNN و روش‌های تخمین تراکم جمعیت به سرعت در حال توسعه هستند.

روش های مبتنی بر CNN

در سال های اخیر، یادگیری عمیق به طور فزاینده ای توجه محققان را به خود جلب کرده است. CNN قابلیت‌های یادگیری قوی در پردازش تصویر نشان داده‌اند که الهام‌بخش بسیاری از کارهای شمارش جمعیت مبتنی بر CNN هستند. مین و همکاران [۱۸] اولین رویکردی را از CNN برای شمارش جمعیت استفاده کردند. با این حال، فقط سطح تراکم جمعیت را

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

تخمین زد. از آن زمان، کار شمارش بر اساس CNN به سرعت پیشرفت کرده است. روش‌های مبتنی بر CNN عملکرد بهتری در سناریوهایی مانند گستره بزرگ مقیاس سر انسان، توزیع چگالی غیریکنواخت و تغییرات بزرگ در پرسپکتیو و صحنه دارند، که باعث می‌شود رویکردهای مبتنی بر CNN بر تحقیقات کنونی شمارش جمعیت تسلط داشته باشند. برای چالش‌های جمعیت شمار کنونی، محققان روش‌های مختلفی را برای مقابله با آن‌ها اتخاذ کرده‌اند. به منظور توانمندسازی محققان برای درک جامع مشکلات فعلی و استراتژی‌های پردازش متناظر آن‌ها، ما آثار موجود را به چند دسته زیر تقسیم می‌کنیم که هر کدام نشان‌دهنده یک استراتژی شمارش جریان اصلی است. در مقایسه با آثار فوق، ما بر مشکلات فعلی و استراتژی‌های پردازش متناظر آن‌ها تأکید بیشتری داریم.

ترکیب چند چگالی با در نظر گرفتن مشکل شرایط مختلف تصویر ورودی، یکی از راه حل‌ها ترکیب نقشه‌های چگالی در مقیاس‌های چندگانه برای شمارش جمعیت است. به منظور غلبه بر مشکلات تغییرات پرسپکتیو دوربین و انسداد موانع در شمارش جمعیت، Zhang[۱۹] مدل شبکه‌ای را پیشنهاد کرد که به طور تطبیقی پاسخ مسیر را با کشف می‌کند. چارچوب اول از یک شبکه عصبی کانولوشن برای استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌کند و سپس از سه شاخه برای تولید یک نقشه چگالی استفاده می‌کند. شن و همکاران[۲۰] چارچوبی را پیشنهاد کرد که تشخیص و رگرسیون را ترکیب می‌کند که شامل سه بخش شبکه رگرسیون RegNet، شبکه تشخیص DetNet و QualityNet است. دو قسمت اول به ترتیب دو نقشه چگالی تولید کردند و دومی نقشه های چگالی تولید شده را وزن کرده و فیوز می‌کند تا یک نقشه نهایی را تشکیل دهد. مدل او نسبت به اندازه های مختلف جمعیت قوی تر است و برای طیف وسیع تری از سناریوها مناسب تر است. لیو و همکاران [۲۱] یک شبکه آگاه از دیدگاه برای شمارش پیشنهاد کردند که اطلاعات پرسپکتیو را به عنوان اطلاعات کمکی برای تغییرات مقیاس جمعیت گرفته و نقشه‌های چگالی چند سطحی را وزن کرده و آن‌ها را ترکیب کرده است. Shi M [۲۲] کل تصویر را به عنوان ورودی گرفت، از سه شاخه برای پیش‌بینی تعداد افراد در تصویر استفاده کرد و سپس از یک شاخه برای وزن کردن نتایج پیش‌بینی قبلی و ترکیب کردن همه آنها استفاده کرد است.

مبتنی بر GAN، شبکه‌های متخاصم مولد (GAN) یک مدل یادگیری عمیق است که در سال‌های اخیر، یکی از امیدوارکننده‌ترین روش‌ها برای یادگیری بدون نظارت توزیع‌های پیچیده بوده است. GAN شامل دو ماژول، یعنی یک مدل تولیدی و یک مدل متمایز است که برای درک توزیع داده‌های واقعی تا حد امکان با یکدیگر رقابت می‌کنند. در کارهای مرتبط در مورد شمارش جمعیت، برخی از محققان از یک ژنراتور برای به دست آوردن نقشه چگالی استفاده کردند و سپس از یک تمایز برای تشخیص نقشه چگالی از حقیقت زمینی استفاده کردند. این رقابت با یکدیگر در نهایت نقشه های چگالی حاصل را دقیق تر می‌کند[۲۳]. شبیه به GAN، مدل MS-GAN پیشنهاد شده توسط یانگ و همکاران [۲۴] شامل یک مولد و یک ممیز است. ژنراتور یک شبکه کانولوشن کامل چند مقیاسی است که ویژگی‌های لایه‌های کانولوشنی مختلف را برای ایجاد یک نقشه چگالی ترکیب می‌کند، نقشه چگالی تولید شده توسط ژنراتور به عنوان نمونه‌های منفی استفاده می‌شود و در ترکیب با حقیقت زمین توسط تفکیک کننده آموزش داده می‌شود. به این ترتیب عملکرد ژنراتور در شبکه متخاصم به طور مکرر بهبود می‌یابد و نقشه چگالی بهتری به دست می‌آید. وانگ و همکاران [۲۵] یک روش یادگیری تطبیقی بدون نظارت را پیشنهاد کردند که برای بهبود عملکرد مدل در یک صحنه نادیده طراحی شده است. نویسنگان از تکه‌های هرمی چند مقیاسی در حوزه‌های منبع و هدف برای آموزش خصومت‌آمیز برای مدیریت مقیاس‌های مختلف جمعیت و توزیع تراکم استفاده کردند. شن و همکاران [۲۶] یک چارچوب شمارش جمعیت بر اساس مدل شبکه مولد متخاصم طراحی کرد: یک شبکه U شکل به عنوان شبکه مولد مدل استفاده شد و یک نقشه چگالی با وضوح بالا با استفاده از یک تمایز غربال شد. اولمچنک و همکاران [۲۷] به مطالعه نحوه آموزش یک مدل شبکه شمارش جمعیت با استفاده از مقدار کمی داده اختصاص داشت.

مبتنی بر زمینه، برخی از کارهای شمارش جمعیت از معناشناسی متنی تصاویر برای هدایت روند شمارش استفاده می‌کنند. این روش عمدتاً از زمینه و اطلاعات معنایی صحنه جمعیت برای محدود کردن نقشه چگالی برای دستیابی به عملکرد بهتر استفاده می‌کند. CP-CNN[۲۸] یک شبکه هرمی زمینه را برای استفاده کامل از اطلاعات زمینه‌ای برای تولید نقشه‌های چگالی با دقت بالا پیشنهاد کرد. شبکه از چهار بخش GCE (برآورنده زمینه جهانی)، LCE (برآورنده زمینه محلی)، DME (برآورد

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

نقشه چگالی) و F-CNN تشکیل شده است. GCE اطلاعات جهانی را رمزگذاری می‌کند و ویژگی‌های معنایی سطح بالا را استخراج می‌کند، در حالی که کل تصویر ورودی را در سطوح مختلف چگالی طبقه بندی می‌کند. LCE اطلاعات محلی را رمزگذاری می‌کند و ویژگی‌های محلی را استخراج می‌کند، در حالی که هر path را به سطوح تراکم مختلف طبقه‌بندی می‌کند. DME برای تولید مستقیم نقشه چگالی استفاده می‌شود. در نهایت، خروجی های سه بخش توسط F-CNN برای به دست آوردن یک نقشه چگالی با کیفیت بالا ترکیب می‌شوند. با توجه به اینکه استفاده از تلفات اقلیدسی تنها باعث تار شدن نقشه چگالی می شود، ترکیب وزنی از تلفات اقلیدسی در سطح پیکسل و تلفات متخاصم به عنوان تابع ضرر استفاده می‌شود. شانگ و همکاران[۲۹] به طور مستقیم تعداد جمعیت را بر اساس کل تصویر شمارش نکردند، اما تعداد نهایی افراد را با استفاده از محاسبات مشترک بر روی مناطق همپوشانی محاسبه کرد. لیو و همکاران[۳۰] ویژگی‌های چند اندازه فلد گیرنده و هر مکان تصویر را ترکیب کردند و سپس آن‌ها را با استفاده از یک شبکه آموزش‌پذیر سرتاسر آموزش دادند. در نهایت، شبکه یک نقشه چگالی با کیفیت بالا تولید می‌کنند.

coarse-to-fne، بسیاری از کارهای coarse-to-fne ابتدا یک نقشه چگالی درشت به دست می‌آورند و سپس آن را برای به دست آوردن نقشه چگالی دانه بندی شده نهایی بهینه یا تنظیم می‌کنند. به منظور حل مشکلات چرخش‌ها، مقیاس‌ها و پرسپکتیوهای مختلف ناشی از تغییر نماهای دوربین‌ها، لیو و همکاران یک شبکه آگاه از فضای عمیق را پیشنهاد کردند. این شبکه از مدل Global Feature Embedding بر اساس VGG-16 به عنوان قسمت جلویی برای تولید نقشه چگالی اولیه استفاده می‌کند و سپس از مدل Recurrent SpatialAware Refnement برای بهینه سازی نقشه چگالی تولید شده استفاده می‌کند[۳۱]. کارهای قبلی مانند S-DCNet [32] نقشه‌های ویژگی لایه‌های پیچیدگی مختلف را ادغام کردند و اطلاعات چند مقیاسی را از طریق ساختار شبکه ای هرم ویژگی به دست آوردند. در مقابل، [۳۳] تنها بهبود اطلاعات چند مقیاسی را بر روی یک نقشه ویژگی تک لایه پیاده‌سازی می‌کند و این عملیات را روی لایه‌های پیچیدگی مختلف تکرار می‌کند تا اطلاعات غنی را به ماژول رگرسیون بعدی بیاورد. ic-CNN [34] یک مدل جمعیت شماری دو مرحله ای را پیشنهاد کرد، شاخه LR یک نقشه چگالی با وضوح پایین ایجاد می کند، و شاخه HR نقشه ویژگی و پیش بینی وضوح پایین را برای تولید یک نقشه چگالی با وضوح بالا ترکیب می‌کند. این مدل همچنین می‌تواند به یک مدل چند مرحله‌ای گسترش یابد، یعنی از ترکیب تکراری برای بهبود عملکرد مدل استفاده می‌شود. بدین ترتیب یک نقشه چگالی با کیفیت بالا به دست می‌آید.

شمارش جمعیت مبتنی بر ویدئو

با توجه به اینکه توالی ویدیو حاوی اطلاعات زمانی است که برای شمارش مفید است، برخی از محققان در حال حاضر روی شمارش تعداد افراد در ویدیو کار می‌کنند. برخی از این وظایف معمولی را به صورت مختصر شرح خواهیم داد.

ConvLSTM اکثر روش‌های شمارش مبتنی بر ویدیو فقط تک فریم ویدیو را جداگانه در نظر می‌گیرند و همبستگی زمانی بین فریم‌های ویدیو را نادیده می‌گیرند، که برای زمینه شمارش آموزنده و مفید است. ConvLSTM [35] به طور موثر از همبستگی زمانی برای کمک به کار شمارش استفاده کرد. مدل ConvLSTM توسعه FC-LSTM است. این مدل ساختار کاملاً متصل با یک ساختار پیچشی برای انجام تبدیل ویژگی جایگزین می‌شود و یک تنسور سه بعدی ترکیب شده با اطلاعات مکانی زمانی به عنوان نمایش اطلاعات برای انتقال اطلاعات و دروازه کنترل استفاده می‌شود. برخلاف روش‌های مبتنی بر CNN که فقط اطلاعات مکانی را در نظر می‌گیرند، مدل ConvLSTM توجه بیشتری را به همبستگی زمانی بین فریم‌های مجاور ویدیو معطوف می‌کند، بنابراین می‌تواند به طور موثر از اطلاعات حوزه زمانی استفاده کند. این روش ارتباط بین فضا و زمان را در ویدیو به میزان کافی نشان می‌دهد و در نتیجه دقت شمارش در صحنه های پیچیده را بهبود می بخشد.

LSTM برخلاف روش مدل‌سازی ضمنی مبتنی بر LSTM، [36] LSTM از یک ماژول ترانسفورماتور فضایی با محدودیت محلی برای ثبت وابستگی‌های مکانی زمانی در ویدئو استفاده کرد. این مدل عمدتاً از دو ماژول ماژول رگرسیون نقشه چگالی و ماژول ترانسفورماتور فضایی مبتنی بر محدودیت موقعیت (LST) تشکیل شده است. ماژول رگرسیون نقشه چگالی مستقیماً نقشه چگالی یک فریم را تخمین میزند و سپس از ماژول LST برای مرتبط کردن نقشه چگالی فریم‌های مجاور برای

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

خروجی نقشه چگالی دقیق تر استفاده می‌کند. وو و همکاران [۳۷] از تصاویر انبوه و نقشه‌های چگالی پیش‌بینی کردند تا اطلاعات زمانی را به صراحت مدل‌سازی کنند. آن‌ها از مجموعه‌ای از بلوک‌های باقیمانده گشاد شده برای مدل سازی رابطه بین ویژگی‌های فریم‌های مجاور ویدیو استفاده کردند. در هر مرحله، مجموعه گسترده‌ای از پیچش‌ها در طول زمان برای تولید نقشه چگالی اولیه استفاده می‌شود که برای بهینه‌سازی نقشه چگالی بعدی به طور مکرر در مرحله بعد استفاده می‌شود.

E3D با توجه به عملکرد برتر کانولوشن سه بعدی در تشخیص حرکت، Zou et al. [38] سعی کرد از کانولوشن سه بعدی برای رمزگذاری ویژگی های مکانی زمانی در ویدیو استفاده کند. این اطلاعات زمینه جهانی را در وزن‌های مدولاسیون رمزگذاری می‌کند، در حالی که پاسخ مشخصه هر کانال را تغییر می‌دهد، ویژگی‌های مفید را به طور تطبیقی برجسته می‌کند و از اتصالات کوتاه پرش برای ساده سازی آموزش مدل استفاده می‌کند. معماری جدید موقت کانال آگاه (TCA) ساخته شده در این مقاله نه تنها می‌تواند وابستگی زمانی دنباله‌های ویدئویی را به طور موثر ضبط کند، بلکه اطلاعات مکانی و زمانی محلی و جهانی را نیز ترکیب می‌کند.

شمارش عابر پیاده روی خط متقاطع، ژنگ و همکاران [۳۹] یک روش جمعیت‌شمار مقیاس‌پذیر را پیشنهاد کردند، که برای شمارش عابران پیاده در حال عبور از خطوط مجازی زمانی که جمعیت بسیار پویا و متراکم است، طراحی شده است. این روش شامل دو بخش برآورد تراکم جمعیت محلی و شمارش عابر پیاده از خط متقاطع است. به منظور برآورد دقیق تراکم جمعیت محلی، آن‌ها محله را در خط مجازی به چندین بلوک تقسیم کردند و سازگاری فضایی بین شمارش محلی و تعداد منطقه بسته را افزایش دادند تا از ثبات برآورد تراکم جمعیت محلی اطمینان حاصل کنند.

تقسیم منطقه پویا، با توجه به اینکه روش شمارش عابر پیاده دو ناحیه مستقیم ممکن است یک سر را به دو قسمت تقسیم کند و در نتیجه خطاهای شمارش را معرفی کند، او و همکاران [۴۰] یک الگوریتم پارتیشن بندی منطقه پویا را برای اطمینان از یکپارچگی شمارش پیشنهاد کردند. با فرض حفظ یکپارچگی سر، آنها از جعبه مرزی و خطوط تقسیم بندی صحنه اشیاء به دست آمده توسط YOLOV3 [41] برای تقسیم بندی نواحی دیستال و پروگزیمال استفاده کردند.

مجموعه داده‌ها و معیارها

مجموعه داده‌ها برای آموزش و ارزیابی مدل‌های شمارش جمعیت اهمیت زیادی دارند. برای آموزش مدل‌های تعمیم یافته‌تر، محققان مجموعه‌های داده‌ای متنوعی ساخته‌اند. مجموعه داده‌های اولیه عمدتاً تصاویر یا فریم‌های ویدیویی با تراکم جمعیت کم و سناریوهای مشابه هستند. اکثر مجموعه داده‌های بعدی اغلب دارای اندازه نمونه بزرگ و برچسب های دقیق تری هستند. از نظر اندازه نمونه، این مجموعه داده‌ها عمدتاً طیف گسترده‌ای از عوامل را پوشش می‌دهند: سناریوهای متنوع، تراکم‌های مختلف جمعیت، گستره مقیاس بزرگ سر و غیره، که بسیار به توزیع داده‌ها در برنامه‌های واقعی نزدیک‌تر هستند. از منظر دقت برچسب‌گذاری، نقشه‌های چگالی تولید شده توسط این مجموعه داده‌ها دقیق‌تر و معقول‌تر هستند. ما این مجموعه داده‌ها را شرح داده و تجزیه و تحلیل خواهیم کرد و مقایسه عملکرد روش های محبوب شمارش جمعیت را در مجموعه داده‌ها انجام خواهیم داد.

معرفی مجموعه دادگان

ShanghaiTech Campus dataset (Anomaly Detection)، مدل تشخیص ناهنجاری آموزش دیده می‌تواند به طور مستقیم در صحنه‌های متعدد با زاویه دید چندگانه اعمال شود. با این حال، تقریباً تمام مجموعه داده‌های موجود فقط حاوی ویدیوهایی هستند که با یک دوربین زاویه ثابت گرفته شده‌اند و فاقد تنوع صحنه‌ها و زوایای دید هستند. برای افزایش تنوع صحنه، یک مجموعه داده تشخیص ناهنجاری جدید ایجاد می‌شود. علاوه بر این، ناهنجاری‌های ناشی از حرکت ناگهانی در این مجموعه داده را معرفی می‌شود. این ویژگی‌ها مجموعه داده را در سناریوهای واقعی مناسب تر می‌کند. برای درک بهتر تفاوت‌های بین این مجموعه داده و مجموعه داده‌های تشخیص ناهنجاری موجود، به طور خلاصه همه مجموعه داده‌های تشخیص ناهنجاری را به شرح زیر خلاصه می‌کنیم:

مجموعه داده CUHK Avenue شامل ۱۶ فیلم آموزشی و ۲۱ ویدیوی آزمایشی با مجموع ۴۷ رویداد غیرعادی، از جمله پرتاب اشیا، پرسه زدن و دویدن است. اندازه افراد ممکن است به دلیل موقعیت و زاویه دوربین تغییر کند.

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

مجموعه داده عابر پیاده (Ped1) شامل ۳۴ فیلم آموزشی و ۳۶ ویدیوی آزمایشی با ۴۰ رویداد نامنظم است. همه این موارد غیرعادی مربوط به وسایل نقلیه ای مانند دوچرخه و ماشین است.

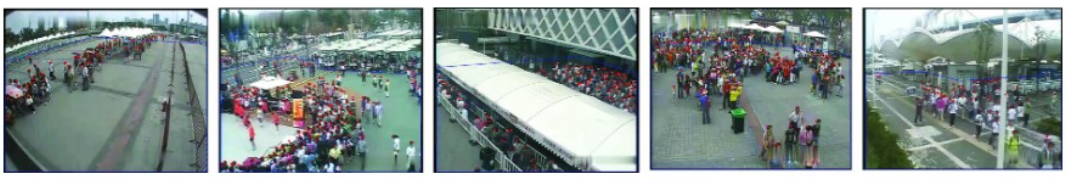
مجموعه داده عابر پیاده Ped2) (شامل ۱۶ فیلم آموزشی و ۱۲ ویدیوی آزمایشی با ۱۲ رویداد غیرعادی است. تعریف ناهنجاری برای Ped2 با Ped1 یکسان است.

رویدادهای غیرمعمول شامل راه رفتن در مسیرهای اشتباه و پرسه زدن است. مهم‌تر از آن، این مجموعه داده در محیط داخلی ثبت می‌شود در حالی که موارد فوق در محیط بیرون ثبت می‌شود. مجموعه داده شانگهای دارای ۱۳ صحنه با شرایط نوری پیچیده و زوایای دوربین است. این شامل ۱۳۰ رویداد غیر عادی و بیش از ۲۷۰۰۰۰ فریم آموزشی است. علاوه بر این، حقیقت سطح پیکسل رویدادهای غیرعادی نیز در مجموعه داده مشروح شده است[۴۲].

مجموعه داده worldexpo’10، یک مجموعه داده شمارش جمعیت در مقیاس بزرگ را معرفی می‌کنیم. تا جایی که ما می‌دانیم، این بزرگترین مجموعه داده است که بر شمارش صحنه های متقاطع تمرکز دارد. این شامل ۱۱۳۲ دنباله ویدیویی مشروح شده است که توسط ۱۰۸ دوربین نظارتی از نمایشگاه جهانی شانگهای ۲۰۱۰.گرفته شده است. از آنجایی که بیشتر دوربین‌ها دارای نماهای پرنده‌ای متفاوت هستند، طیف وسیعی از صحنه‌ها را پوشش می‌دهند. مجموعه داده ما به دو بخش تقسیم می شود. ۱۱۲۷ سکانس ویدیویی طولانی یک دقیقه ای از ۱۰۳ صحنه به عنوان مجموعه آموزشی و اعتبار سنجی در نظر گرفته می‌شود. در هر فیلم آموزشی ۳ فریم برچسب دار وجود دارد و فاصله بین دو فریم برچسب دار ۱۵ ثانیه است. برخی از نمونه‌ها به صورت زیر در شکل ۱ نشان داده شده است.

شکل ۱: نمونه‌ای از مجموعه داده worldexpo’10 dataset

مجموعه آزمایشی دارای ۵ سکانس ویدیویی یک ساعته از ۵ صحنه مختلف است. در هر صحنه تست ۱۲۰ فریم برچسب دار وجود دارد و فاصله بین دو فریم برچسب دار ۳۰ ثانیه است. برخی از نمونه‌ها در شکل ۲ نشان داده شده است:



شکل ۲: نمونه‌ای از مجموعه داده worldexpo’10 dataset

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

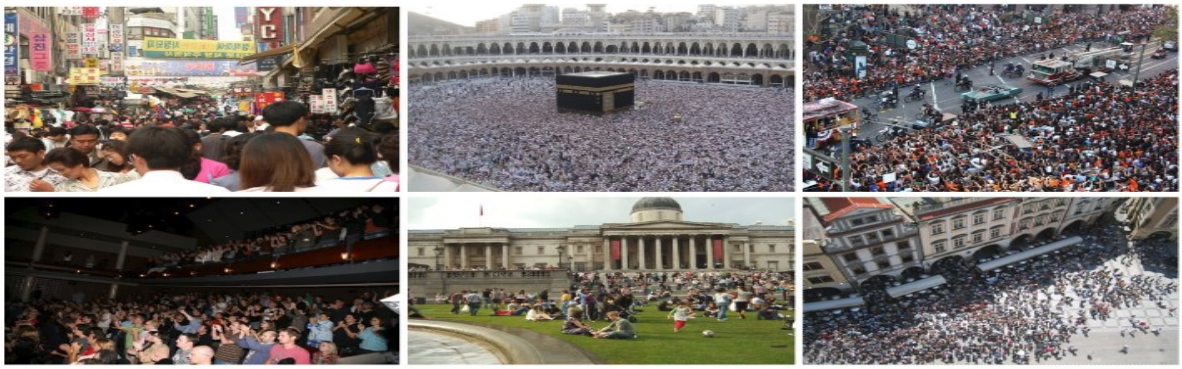
مجموعه آموزشی شامل هیچ صحنه ای در مجموعه تست نمی شود. ناحیه درون چند ضلعی های آبی، مناطق مورد نظر (ROI هستند و موقعیت سرهای عابر پیاده با نقاط قرمز برچسب گذاری شده است[۴۳].

مجموعه داده SmartCity، در مجموع ۵۰ تصویر از ده صحنه شهر شامل ورودی اداری، پیاده رو، دهلیز، مرکز خرید و غیره جمع آوری شده است. برخی از نمونه ها در شکل ۳ نشان داده شده است.

شکل۳: مجموعه داده SmartCity

همه آن‌ها با زاویه بالا برای نظارت تصویری گرفته شده‌اند. مجموعه داده‌های شمارش جمعیت موجود شامل تصاویر صدها یا حتی هزاران عابر پیاده است و تقریباً همه تصاویر در فضای باز گرفته شده‌اند. بنابراین ما به طور خاص مجموعه داده‌ای را ایجاد می‌کنیم که عابران پیاده کمی در تصاویر داشته باشد و از صحنه‌های بیرونی و داخلی تشکیل شده است. میانگین تعداد عابران پیاده در هر تصویر تنها ۷.۴ است که حداقل ۱ و حداکثر ۱۴ است. از این مجموعه داده برای آزمایش توانایی تعمیم چارچوب پیشنهادی در صحنه‌های بسیار کم جمعیت استفاده می‌شود[۴۴].

مجموعه دادهUCF-QNRF، بزرگترین مجموعه داده تا به امروز (از نظر تعداد حاشیه نویسی) را برای آموزش و ارزیابی روش‌های شمارش جمعیت و بومی سازی معرفی می‌کنیم. این شامل ۱۵۳۵ تصویر است که به ترتیب به مجموعه های آزمایش و تست ۱۲۰۱ و ۳۳۴ تصویر تقسیم می‌شوند. مجموعه داده برای آموزش شبکه‌های عصبی کانولوشنال بسیار عمیق (CNN) مناسب‌تر است، زیرا در مقایسه با سایر مجموعه داده‌های شمارش ازدحام موجود، انسان‌های حاشیه‌نویسی بیشتری در صحنه‌های انبوه جمعیت دارد. در حالی که شکل ۴ شش تصویر را نشان می‌دهد که به طور تصادفی از مجموعه داده انتخاب شده اند.



شکل ۴: مجموعه دادهUCF-QNRF

مجموعه داده‌های UCF-QNRF دارای بیشترین تعداد تصاویر و حاشیه‌نویسی‌های پرتعداد، و طیف گسترده‌تری از صحنه‌ها شامل متنوع‌ترین مجموعه‌ای از دیدگاه‌ها، تراکم و تغییرات نور است. وضوح در مقایسه با WorldExpo10 و ShanghaiTech بزرگ است. تراکم متوسط، یعنی تعداد افراد در هر پیکسل در تمام تصاویر نیز کمترین میزان است، که نشان دهنده تصاویر بزرگ با کیفیت بالا است. تراکم کمتر در هر پیکسل تا حدی به دلیل گنجاندن مناطق پس زمینه است، که در آن

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

مناطق با چگالی بالا و همچنین مناطق با چگالی صفر وجود دارد. بخش A از مجموعه داده شانگهای نیز دارای تصاویر جمعیتی زیاد است، با این حال، آنها به شدت برش داده شده اند تا فقط ازدحام داشته باشند. از سوی دیگر، مجموعه داده‌های جدید UCF-QNRF شامل ساختمان‌ها، پوشش گیاهی، آسمان و جاده‌ها می‌شود که در سناریوهای واقعی که در طبیعت ثبت شده‌اند، حضور دارند. این امر این مجموعه داده را واقعی تر و همچنین دشوار می‌کند[۴۵].

مجموعه داده UCF CC 50، این مجموعه داده حاوی تصاویری از جمعیت بسیار متراکم است. تصاویر عمدتاً از FLICKR جمع آوری شده اند. مجموعه داده UCF CC 50 شامل ۵۰ تصویر در مقیاس خاکستری با مجموع ۶۳۹۷۴ شخص حاشیه نویسی شده است. تعداد افراد از ۹۴ تا ۴۵۴۳ با میانگین ۱۲۸۰ نفر در هر تصویر متغیر است[۴۶].

مجموعه داده Venice، این مجموعه داده شامل اندازه گیری های ساعتی سطح آب در ونزی از سال ۱۹۸۳ تا ۲۰۱۵ است. مجموعه داده حاصل شامل ۴ دنباله مختلف و در مجموع ۱۶۷ فریم حاشیه نویسی با وضوح ۱۲۸۰ × ۷۲۰ ثابت است. ۸۰ تصویر از یک دنباله طولانی به عنوان داده‌های آموزشی گرفته می‌شود و از تصاویر ۳ دنباله باقی مانده برای اهداف آزمایشی استفاده می‌شود[۴۷].

مجموعه داده JHU-CROWD، با ۴۳۷۲ تصویر تصویر با وضوح متوسط (1430x910) است که در شرایط مختلف و موقعیت های جغرافیایی مختلف جمع آوری شده است و ۱.۵۱ میلیون حاشیه نویسی نقطه با میانگین ۳۴۶ نقطه در هر تصویر و حداکثر ۲۵ هزار نقطه است. در مقایسه با مجموعه داده‌های موجود، مجموعه داده پیشنهادی تحت انواع سناریوها و شرایط محیطی متنوع جمع آوری می‌شود. علاوه بر این، مجموعه داده‌ها مجموعه نسبتاً غنی‌تری از حاشیه‌نویسی‌ها مانند نقاط، جعبه‌های مرزی تقریبی، سطوح تاری و غیره را ارائه می‌کند. برچسب‌های سطح سر (نقاط، تقریباً کادر محدود، سطح تاری، و غیره) و برچسب‌های سطح تصویر (نوع صحنه و وضعیت آب و هوا) را ارائه می‌کند. تراکم‌های مختلف، تغییرات روشنایی، شرایط نامساعد جوی مانند مه، باران و برف .نکات برجسته حاشیه نویسی مجموعه ای غنی از حاشیه نویسی: نقاط، کادرهای مرزی تقریبی، سطوح تاری و غیره را ارائه می‌کند[۴۸].

روش های حاشیه نویسی مجموعه داده ها

مجموعه داده‌های مختلف در تولید نقشه چگالی کاملاً متفاوت هستند. روش‌های اصلی تولید نقشه چگالی به شرح زیر است.

الف. پیچیدگی نقطه‌ای سر انسان

لمپیتسکی و زیسرمن [۴۹] ابتدا مفهوم نقشه چگالی را در شمارش جمعیت معرفی کردند که این موضوع را وارد مرحله جدیدی کرد و تأثیر زیادی بر کارهای بعدی داشت. برای جلوگیری از مشکلات تشخیص و مکان یابی اشیا، مسئله شمارش به عنوان یک مشکل نگاشت بین ورودی و نقشه چگالی در نظر گرفته می‌شود. در نهایت، نقشه چگالی با روش رگرسیون برای به دست آوردن تعداد کل افراد استفاده می‌شود. به طور خاص، آن‌ها سر انسان را در تصویر به عنوان یک نقطه برچسب گذاری کردند و سپس پیچیدگی گاوسی دوبعدی را روی هر نقطه انجام دادند تا حقیقت زمینی مربوطه را به دست آورند.

ب. نقشه چگالی آگاه از محتوا

اوغاز و همکاران [۵۰] روش‌های تولید نقشه چگالی قبلی را به دو دسته روش گاوسی دو بعدی استاتیک و روش گاوسی دو بعدی پویا تقسیم می‌کند. در روش استاتیکی تغییرات اندازه سر انسان را در نظر نمی‌گیرد که از دقت بیشتر نقشه چگالی جلوگیری می‌کند. روش گاوسی دو بعدی پویا سعی در تکمیل این نقص دارد. با این حال، اطلاعات محتوای جمعیت در تصویر را در نظر نمی‌گیرد، که ممکن است نویز زیادی ایجاد کند و بر دقت شمارش تأثیر منفی بگذارد. نویسنده استراتژی تقسیم‌بندی Chan-Vese، هسته کانولوشن گاوسی دو بعدی و جستجوی نزدیکترین نقطه را با نیروی brute-force ترکیب کرد تا عملکرد را بهبود بخشد، و از فناوری آگاه از محتوا برای جبران کمبود دقت روش‌های قبلی استفاده کرد. آزمایش‌ها نشان می‌دهند که مدل‌هایی که از نقشه‌های چگالی تولید شده توسط این روش استفاده می‌کنند، می‌توانند به دقت بسیار بالاتری دست یابند.

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

ج. نقشه IKNN

اولمچنک و همکاران [۵۱] متوجه شدند که روش‌های تولید نقشه چگالی قبلی هنوز دو جنبه دارند که می‌توان آنها را بهبود بخشید. اولاً، یک مورد شدید را در نظر بگیرید، هر عابر پیاده کاملاً روی یک پیکسل در نقشه چگالی ساکن است، شبکه ای که تراکم ۱ پیکسل دور از برچسب گذاری صحیح را پیش بینی می‌کند، به همان اندازه نادرست در نظر گرفته می‌شود که ۱۰ پیکسل دور از برچسب گذاری صحیح است. بدیهی است که مطلوب نیست زیرا یک گرادیان آموزشی ناپیوسته ایجاد می‌شود. جنبه دیگر این است که برخی از محلات دارای توزیع گاوسی بسیار بزرگی هستند که همچنین منجر به اطلاعات مکانی نادرست مکان های تراکم می‌شود. آنها به طور تجربی نشان دادند که استفاده از نقشه IKNN برای آموزش مدل‌های شمارش جمعیت موجود می‌تواند عملکرد را به طور قابل توجهی بهبود بخشد.

معیارهای ارزیابی

ما به طور خلاصه معیارهای ارزیابی موجود مدل شمارش جمعیت را از دو جنبه کمیت اشیاء و نقشه چگالی تجزیه و تحلیل و ارزیابی می‌کنیم. در زیر پرکاربردترین معیارهای ارزیابی آورده شده است.

برای ارزیابی کمیت اشیاء، MAE (میانگین خطای مطلق) یک معیار ارزیابی رایج در مدل‌های رگرسیونی است و مجموع مقادیر مطلق تفاوت‌های بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و حقیقت پایه را نشان می‌دهد که در معادله (۱) به صورت زیر تعریف می‌شود:

(۱)

$$MAE = \frac{1}{M}\sum_{I=1}^{M} | Y_I - Y_I |$$

برای ارزیابی نقشه چگالی، نسبت سیگنال به نویز (PSNR)یک معیار رایج برای تشابه دو تصویر است که در معادله (۲) نمایش دادهشده است. بر اساس خطای بین پیکسل های مربوطه است. این یک استاندارد ارزیابی عینی است که ویژگی های بصری چشم انسان را در نظر نمی گیرد. بنابراین، در برخی موارد، نتایج ارزیابی با ادراک ذهنی انسان ناسازگار است.

(۲)

$$PSNR = 10\ Lg\ \frac{(2^N - 1)^2}{MSE}$$

L2R و SL2R از چارچوب یادگیری به رتبه برای مرتب کردن تصاویر بدون برچسب و تسهیل آموزش مدل شمارش استفاده کرد. آن‌ها تصویر را به چند تکه کوچک برش دادند و سپس آن‌ها را با توجه به این که تعداد افراد در تصویر فرعی کمتر یا مساوی تعداد افراد در تصویر اصلی است، رتبه بندی کردند. علاوه بر این، آن‌ها دو مدل شبکه تخمین چگالی با وصله‌های ورودی چند مقیاسی و شبکه‌ای که داده‌های بدون برچسب را رتبه‌بندی می‌کند، پیشنهاد کردند. آن‌ها سه روش آموزشی را با استفاده از داده‌های برچسب‌گذاری‌شده و داده‌های مرتب‌سازی شده تأیید کردند. نتایج نشان می‌دهد که عملکرد سه مدل آموزشی بهتر از مدلی است که فقط توسط داده‌های برچسب‌گذاری شده آموزش داده شده است. در میان آن‌ها، عملکرد مدل آموزشی چند وظیفه ای معمولا بهترین است[۵۲].

کاربرد و بحث

کاربرد

در حال حاضر، شمارش جمعیت عمدتاً در سناریوهایی مانند امنیت جمعیت، نظارت تصویری و تجزیه و تحلیل ترافیک استفاده می شود. نظارت بر تعداد افراد در فعالیت‌های تجمع مانند رویدادهای ورزشی، تظاهرات عمومی، گردهمایی‌های سیاسی، کنسرت‌ها و غیره بخش مهمی از امنیت جمعیت است. اطلاعات مربوط به تعداد افراد می‌تواند نه تنها برای کمک به نیروهای

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

امنیتی بلکه برای تخلیه افراد به موقع و موثرتر مورد استفاده قرار گیرد و در نتیجه احتمال بروز حوادث کاهش یابد. ثانیاً، شمارش جمعیت همچنین می‌تواند برای نظارت بر اطلاعات ترافیک استفاده شود، که نه تنها به ساخت جاده کمک می‌کند، بلکه برنامه‌های زمان‌بندی وسایل نقلیه را معقول‌تر می‌کند.

چالش‌ها و راه حل‌ها

تنوع مقیاس یک چالش سخت در شمارش جمعیت و تخمین تراکم است، تعداد افراد در صحنه های مختلف بسیار متفاوت است، زمانی که جمعیت متراکم باشد، تعداد افراد می تواند به هزاران نفر برسد، و در صورت پراکندگی، تنها ده ها نفر وجود دارند. به دلیل زاویه دوربین، اندازه سر انسان در تصویر به ناچار بسیار متفاوت است. چنین تفاوت کمیت بسیار چالش برانگیزی برای مدل است. همانطور که در بخش قبلی توضیح داده شد در حال حاضر دو راه حل اصلی ادغام ویژگی های چند مقیاسی و ادغام نقشه های چگالی چند مقیاسی وجود دارد. با ادغام ویژگی ها یا نقشه های چگالی سطوح مختلف، می توان تغییرات مقیاس را تا حدودی کاهش داد.

انسداد، تقریباً همه تصاویر دارای مشکل انسداد هستند و با متراکم شدن جمعیت این مشکل شدیدتر می شود. هنگامی که جمعیت متراکم است، انسداد شدید می شود که شمارش را بسیار دشوار می کند. اکثر آثار فعلی از توانایی استخراج ویژگی قدرتمند و توانایی یادگیری شبکه عصبی کانولوشن برای کاهش این مشکل استفاده می کنند.

تنوع دیدگاه ها، تغییر در موقعیت دوربین و زاویه دید مستقیماً منجر به تغییر مقیاس در تصویر، انسداد و توزیع ناهموار می شود.

نتیجه گیری

این مقاله به طور خلاصه روش های سنتی شمارش جمعیت و روند توسعه آنها را خلاصه می‌کند. ما بر روش‌های جمعیت‌شمار مبتنی بر CNN تمرکز کردیم و آنها را با توجه به ایدئولوژی راهنمایشان به چند دسته تقسیم کردیم و سپس به طور جداگانه توضیح دادیم. همچنین ما برخی از مجموعه داده‌ها را شرح دادیم و روش‌های مختلف حاشیه نویسی موجود را به تفصیل اشاره کردیم. سپس روش‌های ارزیابی به منظور مقایسه دقیق‌تر عملکرد مدل را بیان کردیم. علاوه بر این، کار شمارش جمعیت مبتنی بر ویدیو را نیز بطور خلاصه بیان کردیم. در نهایت، مشکلاتی را که در شمارش جمعیت و راه‌حل‌ها و نتیجه‌گیری‌های مربوط به آن‌ها، روندهای آتی با آن مواجه می‌شوند، مورد بحث قرار دادیم. امیدواریم که این بررسی به درک کلی از شمارش جمعیت و تخمین تراکم بدهد.

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

منابع و مراجع

[1] Subburaman VB, Descamps A, Carincotte C (2012) Counting people in the crowd using a generic head detector. In: 2012 IEEE ninth international conference on advanced video and signal-based surveillance.

[2] Zhu L, Li C, Yang Z, Yuan K, Wang S. Crowd density estimation based on classification activation map and patch density level. Neural Computing and Applications. 2020 May;32(9):5105-16.

[3] Bhuiyan MR, Abdullah J, Hashim N, Al Farid F, Uddin J, Abdullah N, Samsudin MA. Crowd density estimation using deep learning for hajj pilgrimage video analytics. F1000Research. 2021;10.

[4] Al Farid F, Hashim N, Abdullah J, Bhuiyan MR, Shahida Mohd Isa WN, Uddin J, Haque MA, Husen MN. A Structured and Methodological Review on Vision-Based Hand Gesture Recognition System. Journal of Imaging. 2022 Jun;8(6):153.

[5] Dong L, Zhang H, Ji Y, Ding Y. Crowd counting by using multi-level density-based spatial information: A Multi-scale CNN framework. Information Sciences. 2020 Aug 1;528:79-91.

[6] Liu X, Weijer JVD, Bagdanov AD (2018) Leveraging unlabeled data for crowd counting by learning to rank. In: 2018 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR)

[7] iu X, van de Weijer J, Bagdanov AD (2019) Exploiting unla beled data in cnns by self-supervised learning to rank. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 41:1862–1878

[8] Jing ZO, Liang HE, Binke HU. An incremental learning algorithm based on support vector machine for multi-scenario crowd counting. 微电子学与计算机. 2022;39(2):75-83.

[9] De Sanctis M, Di Domenico S, Fioravanti D, Abellán EB, Rossi T, Cianca E. RF-Based Device-Free Counting of People Waiting in Line: A Modular Approach. IEEE Transactions on Vehicular Technology. 2022 Jun 13;71(10):10471-84.

[10] Wang H, Zhang K, Su Z, Lu J, Xiong Z. Graph clustering-based crowd counting with very limited labelled samples. Electronics Letters. 2020 Jul;56(14):709-12.

[11] Xu J, Bo C, Wang D. A novel multi-target multi-camera tracking approach based on feature grouping. Computers & Electrical Engineering. 2021 Jun 1;92:107153.

[12] Liu X, Yang J, Ding W, Wang T, Wang Z, Xiong J. Adaptive mixture regression network with local counting map for crowd counting. InEuropean Conference on Computer Vision 2020 Aug 23 (pp. 241-257). Springer, Cham.

[13] Zhou D, He Q. Cascaded multi-task learning of head segmentation and density regression for rgbd crowd counting. IEEE Access. 2020 May 29;8:101616-27.

[14] Sindagi VA, Yasarla R, Babu DS, Babu RV, Patel VM. Learning to count in the crowd from limited labeled data. InEuropean Conference on Computer Vision 2020 Aug 23 (pp. 212-229). Springer, Cham.

[15] Rodriguez M, Laptev I, Sivic J et al (2011) Density-aware person detection and tracking in crowds. In: IEEE international conference on computer vision, ICCV 2011, Barcelona, Spain, Novem ber 6–13, 2011

[16] Li J, Huang L, Liu C (2011) Robust people counting in video surveillance: dataset and system. In: 2011 8th IEEE international conference on advanced video and signal based surveillance (AVSS). pp 54–59

[17] Pham VQ, Kozakaya T, Yamaguchi O et al (2015) Count forest: co-voting uncertain number of targets using random forest for crowd density estimation. In: International conference on computer vision (ICCV 2015)

[18] Min F, Pei X, Li X et al (2015) Fast crowd density estimation with convolutional neural networks. Eng Appl Artif Intell 43:81–88

[19] Zhang L, Shi M, Chen Q. Crowd counting via scale-adaptive convolutional neural network. In2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV) 2018 Mar 12 (pp. 1113-1121). IEEE.

[20] Shen Z, Xu Y, Ni B et al (2018) Crowd counting via adversarial cross-scale consistency pursuit. IEEE CVF Conf Comput Vis Pattern Recognit 2018:5245–5254

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

[21] Liu J, Gao C, Meng D et al (2017) Decidenet: counting varing density crowds through attention guided detection and density estimation. IEEE CVF Conf Comput Vis Pattern Recognit 2018:5197–5206
[22] Shi M, Yang Z, Xu C et al (2018) Revisiting perspective information for efcient crowd counting. IEEE CVF Conf Comput Vis Pattern Recognit CVPR 2019:7271–7280
[23] Huang S, Zhou H, Liu Y, Chen R. High-resolution crowd density maps generation with multi-scale fusion conditional GAN. IEEE Access. 2020 Jun 8;8:108072-87.
[24] Yang J, Zhou Y, Kung S-Y (2018) Multi-scale generative adversarial networks for crowd counting. In: 2018 24th international conference on pattern recognition (ICPR).
[25] Wang L, Li Y, Xue X (2019) Coda: counting objects via scaleaware adversarial density adaption. IEEE Int Conf Multimed Expo (ICME) 2019:193–198
[26] Shen Z, Xu Y, Ni B et al (2018) Crowd counting via adversarial cross-scale consistency pursuit. IEEE CVF Conf Comput Vis Pattern Recognit 2018:5245–5254
[27] Olmschenk G, Hao T, Zhu Z (2018) Crowd counting with minimal data using generative adversarial networks for multiple target regression. In: 2018 IEEE winter conference on applications of computer vision (WACV)
[28] Sindagi VA, Patel VM. Generating high-quality crowd density maps using contextual pyramid cnns. InProceedings of the IEEE international conference on computer vision 2017 (pp. 1861-1870).
[29] Shang C, Ai H, Bai B. End-to-end crowd counting via joint learning local and global count. In2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) 2016 Sep 25 (pp. 1215-1219). IEEE.
[30] Liu W, Salzmann M, Fua P (2018) Context-aware crowd count ing. IEEE CVF Conf Comput Vis Pattern Recognit CVPR 2019:5094–5103
[31] Liu L, Wang H, Li G, Ouyang W, Lin L. Crowd counting using deep recurrent spatial-aware network. arXiv preprint arXiv:1807.00601. 2018 Jul 2.
[32] Xiong H, Lu H, Liu C et al (2019) From open set to closed set: counting objects by spatial divide-and-conquer. IEEE CVF Int Conf Comput Vis (ICCV) 2019:8361–8370
[33] Liu X, Yang J, Ding W (2020) Adaptive mixture regression network with local counting map for crowd counting. arXiv :2005.05776
[34] Ranjan V, Le H, Hoai M. Iterative crowd counting. InProceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) 2018 (pp. 270-285).
[35] Xiong F, Shi X, Yeung D-Y (2017) Spatiotemporal modeling for crowd counting in videos. IEEE Int Conf Comput Vis ICCV 2017:5161–5169
[36] ang Y, Zhan B, Cai W et al (2019) Locality-constrained spatial transformer network for video crowd counting. IEEE Int Conf Multimed Expo ICME 2019:814–819
[37] Wu X, Xu B, Zheng Y et al (2019) Video crowd counting via dynamic temporal modeling. arXiv:1907.02198
[38] Zou Z, Shao H, Qu X et al (2019) Enhanced 3d convolutional networks for crowd counting. arXiv:1908.04121
[39] Zheng H, Lin Z, Cen J et al (2019) Cross-line pedestrian count ing based on spatially-consistent two-stage local crowd density estimation and accumulation. IEEE Trans Circuits Syst Video Technology 29(3):787–799
[40] He G, Ma Z, Huang B et al (2019) Dynamic region division for adaptive learning pedestrian counting. IEEE Int Conf Mul timed Expo ICME 2019:1120–1125
[41] Redmon J, Farhadi A (2018) Yolov3: an incremental improvement. arXiv:1804.02767
[42] https://svip-lab.github.io/dataset/campus_dataset.html
[43] http://www.ee.cuhk.edu.hk/~xgwang/expo.html
[44] http://iot.ee.surrey.ac.uk:8080/datasets.html
[45] https://www.crcv.ucf.edu/data/ucf-qnrf/
[46] https://www.crcv.ucf.edu/data/ucf-cc-50/
[47] https://grail.cs.washington.edu/projects/bal/venice.html
[48] http://www.crowd-counting.com/

ISSN: 2745-3673
http://www.Rcsj.ir

[49] Lempitsky V, Zisserman A. Learning to count objects in images. Advances in neural information processing systems. 2010;23.
[50] Oghaz MM, Khadka AR, Argyriou V et al (2019) Content-aware density map for crowd counting and density estimation. arXiv :1906.07258
[51] Olmschenk G, Tang H, Zhu Z (2019) Improving dense crowd counting convolutional neural networks using inverse k-nearest neighbor maps and multiscale upsampling.arXiv:1902.05379
[52] Liu X, Weijer JVD, Bagdanov AD (2018) Leveraging unlabeled data for crowd counting by learning to rank. In: 2018 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR)