

تشخیص وقایع بصری به کمک اطلاعات



مکانی-زمانی سیگنال ویدئو

محمد سلطانیان^۱ و شاهرخ قائم مقامی^{۲*}

^۱ و ^۲ دانشکده مهندسی برق و پژوهشکده الکترونیک، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

^۱ گروه علوم کامپیوتر، دانشکده علوم ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

چکیده

در این مقاله، تشخیص وقایع بصری در ویدئو، با بهره‌گیری از اطلاعات زمانی سیگنال، به صورت تحلیلی مورد توجه قرار دارد. با استفاده از یادگیری انتقالی، توصیف‌گرهای آموزش دیده روی تصاویر به ویدئو اعمال می‌شوند تا تشخیص وقایع را با استفاده از منابع محاسباتی محدود، ممکن سازند. در این مقاله، یک شبکه عصبی کانولوشنی به عنوان استخراج کننده نمرات مفاهیم از قاب‌های ویدئو به کار می‌رود. ابتدا پارامترهای این شبکه روی زیرمجموعه‌ای از داده‌های آموزش تنظیم دقیق می‌شوند؛ سپس، توصیف‌گرهای خروجی از لایه‌های تمام متصل آن به عنوان توصیف‌گر سطح قاب مورد استفاده قرار می‌گیرند. توصیف‌گرهای به دست آمده، کدگذاری و در نهایت نرمالیزه‌سازی و طبقه‌بندی می‌شوند. نوآوری عمده این مقاله، ترکیب اطلاعات زمانی ویدئو در کدگذاری توصیف‌گرهای آن است. گنجاندن ساختاری اطلاعات بصری در فرایند کدگذاری توصیف‌گرهای ویدئویی، اغلب نادیده گرفته می‌شود. این موضوع به کاهش دقت منجر می‌شود. برای حل این مسأله، یک روش کدگذاری نوین ارائه می‌شود که مصالحه بین پیچیدگی محاسبات و دقت در شناسایی وقایع ویدئویی را بهبود می‌دهد. در این کدگذاری، بعد زمانی سیگنال ویدئویی برای ساخت یک بردار مکانی-زمانی از توصیف‌گرهای مجتمع محلی (VLAD) استفاده، سپس نشان داده می‌شود که کدگذاری پیشنهادی ماهیتاً یک مسأله بهینه‌سازی است که با الگوریتم‌های موجود به راحتی قابل حل است. در مقایسه با بهترین روش‌های موجود در حوزه تشخیص وقایع بصری مبتنی بر توصیف‌گرهای سطح قاب، روش پیشنهادی مدل بهتری را از ویدئو ارائه می‌کند. روش ارائه شده بر حسب سه معیار میانگین دقت متوسط، میانگین فراخوانی متوسط و معیار F به عملکرد بالاتری بر روی هر دو مجموعه داده آزمون مورد بررسی دست می‌یابد. نتایج به دست آمده توانمندی روش پیشنهادی را در بهبود عملکرد سامانه‌های تشخیص وقایع بصری تأیید می‌کنند.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی کانولوشنی، ادغام میانگین، ادغام بیشینه، ماشین بردار پشتیبان، بردار توصیف‌گرهای مجتمع محلی

Recognition of Visual Events using Spatio-Temporal Information of the Video Signal

Mohammad Soltanian¹ & Shahrokh Ghaemmaghami^{2*}

^{1,2} Department of Electrical Engineering and Electronics Research Institute
Sharif University of Technology, Tehran, Iran

¹ Department of Computer Sciences, Faculty of Mathematical Sciences and Computer,
Kharazmi University, Tehran, Iran

Abstract

Recognition of visual events as a video analysis task has become popular in machine learning community. While the traditional approaches for detection of video events have been used for a long time, the recently evolved deep learning based methods have revolutionized this area. They have enabled event recognition systems to achieve detection rates which were not reachable by traditional approaches. Convolutional neural networks (CNNs) are among the most popular types of deep networks utilized in both image and video recognition tasks. They are initially made up of several convolutional layers, each

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

سال ۱۴۰۰ شماره ۱ پیاپی ۴۷

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۰۸/۲۱ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۱۱/۳۰ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۰/۰۳/۰۱ • نوع مطالعه: بنیادی

of which followed by proper activation and possibly pooling layers. They often encompass one or more fully connected layers as the last layers. The favorite property of them in this work is the ability of CNNs to extract mid-level features from video frames. Actually, despite traditional approaches based on low-level visual features, the CNNs make it possible to extract higher level semantic features from the video frames.

The focus of this paper is on recognition of visual events in video using CNNs. In this work, image trained descriptors are used to make video recognition can be done with low computational complexity. A tuned CNN is used as the frame descriptor and its fully connected layers are utilized as concept detectors. So, the feature maps of activation layers following fully connected layers act as feature vectors. These feature vectors (concept vectors) are actually the mid-level features which are a better video representation than the low level features. The obtained mid-level features can partially fill the semantic gap between low level features and high level semantics of video.

The obtained descriptors from the CNNs for each video are varying length stack of feature vectors. To make the obtained descriptors organized and prepared for classification, they must be properly encoded. The coded descriptors are then normalized and classified. The normalization may consist of conventional ℓ_1 and ℓ_2 normalization or more advanced power-law normalization. The main purpose of normalization is to change the distribution of descriptor values in a way to make them more uniformly distributed. So, very large or very small descriptors could have a more balanced impact on recognition of events.

The main novelty of this paper is that spatial and temporal information in mid-level features are employed to construct a suitable coding procedure. We use temporal information in coding of video descriptors. Such information is often ignored, resulting in reduced coding efficiency. Hence, a new coding is proposed which improves the trade-off between the computation complexity of the recognition scheme and the accuracy in identifying video events.

It is also shown that the proposed coding is in the form of an optimization problem that can be solved with existing algorithms. The optimization problem is initially non-convex and not solvable with the existing methods in polynomial time. So, it is transformed to a convex form which makes it a well defined optimization problem. While there are many methods to handle these types of convex optimization problems, we chose to use a strong convex optimization library to efficiently solve the problem and obtain the video descriptors.

To confirm the effectiveness of the proposed descriptor coding method, extensive experiments are done on two large public datasets: Columbia consumer video (CCV) dataset and ActivityNet dataset. Both CCV and ActivityNet are popular publically available video event recognition datasets, with standard train/test splits, which are large enough to be used as reasonable benchmarks in video recognition tasks.

Compared to the best practices available in the field of detecting visual events, the proposed method provides a better model of video and a much better mean average precision, mean average recall, and F score on the test set of CCV and ActivityNet datasets. The presented method not only improves the performance in terms of accuracy, but also reduces the computational cost with respect to those of the state of the art. The experiments vividly confirm the potential of the proposed method in improving the performance of visual recognition systems, especially in supervised video event detection.

Keywords: Convolutional neural network, Average pooling, Max pooling, Support vector machine, Vector of locally aggregated descriptors.

۱- مقدمه

تحلیل معنایی ویدئو، زمینه‌ای است که در سال‌های اخیر توجه زیادی را به خود جلب کرده است. یکی از دلایل این توجه، نیاز به ساخت سامانه‌های هوشمندی است که بتوانند با استفاده از یک دوربین با انسان تعامل داشته باشند یا وظایفی همچون نظارت ویدئویی، خلاصه‌سازی ویدئو، و یا جستجوی مفهومی در مجموعه عظیمی از ویدئوها را انجام دهند. به‌طور خاص، تحلیل معنایی ویدئو با استفاده از وقایع بصری، به آشکارسازی و بازشناسی وقایع بصری در ویدئو می‌پردازد. با استفاده از این تحلیل می‌توان به مدل واقع‌گرایانه‌تری از سیگنال ویدئو، که با

ادراک انسانی تطابق بیشتری دارد، دست‌یافت. آشکارسازی وقایع در ویدئو روندی است که در آن نوع وقایع یک ویدئو به‌صورت خودکار آشکار می‌شوند. این روند می‌تواند شامل تعیین زمان وقوع هر واقعه در ویدئو و برشمردن وقایع در ویدئو نیز باشد.

در این مقاله، هدف ارائه راه‌کارهایی برای پردازش معنایی ویدئو با توجه به خصوصیات زمانی سیگنال ویدئو است. تشخیص وقایع به‌طور معمول بسیار پیچیده‌تر از وظایف مشابه مانند تشخیص افراد [1] و تشخیص چهره [2] است. مهم‌ترین دلایل این پیچیدگی عبارتند از: تغییرات بسیار شدید درون طبقه‌ای وقایع [3]، طول متغیر

فصل ۱



شود. این شبکه توانست جهش بزرگی در دقت تشخیص تصاویر به وجود آورد و خطای طبقه‌بندی تصاویر در مسابقه یادشده را از ۲۶ درصد به پانزده درصد برساند. بعد از این جهش بود که این شبکه‌ها توجه زیادی را به خود جلب کردند. ساختار CNN شامل چندین نوع لایه است که یک CNN می‌تواند تعداد زیادی از هر کدام از این لایه‌ها داشته باشد. با افزایش تعداد لایه‌ها شبکه عمیق‌تر می‌شود. لایه کانولوشنی [32]، که لایه اصلی شبکه کانولوشنی است، شامل مجموعه‌ای از فیلترها است که کانولوشن آن‌ها با سیگنال ورودی محاسبه و سیگنال حاصل به لایه بعد شبکه داده می‌شود. وزن‌های فیلترها در روند آموزش تعیین می‌شوند. لایه دیگر، لایه ادغام [32] است که نرخ داده را در شبکه کم می‌کند و حجم محاسبات را کاهش می‌دهد. معروف‌ترین نوع لایه ادغام، ادغام بیشینه است که در آن تصویر به قسمت‌های غیرهم‌پوشان تقسیم و مقادیر بیشینه این قسمت‌ها به عنوان خروجی لایه ادغام محاسبه می‌شود.

لایه فعال‌سازی، لایه دیگر موجود در شبکه‌های کانولوشنی است. پراستفاده‌ترین نوع لایه فعال‌سازی، واحد یک‌سوسوده خطی [33] است. این لایه مقادیر بزرگتر یا مساوی صفر را بدون تغییر عبور می‌دهد، ولی مقادیر منفی را صفر می‌کند. این لایه موجب می‌شود که روند آموزش شبکه، بدون کاهش محسوس در دقت، بسیار سریع‌تر از زمانی باشد که توابعی همچون سیگموئید^۵ یا تانژانت هیپربولیک^۶ به عنوان تابع فعال‌سازی بکار روند [30]. در قسمت‌های انتهایی شبکه یک یا چند لایه تمام‌متصل [30] به کار می‌رود. هر نورون در این لایه به تمام نورون‌های لایه قبل متصل است. این لایه در شبکه‌های عصبی سنتی هم وجود دارد. لایه خطا [32] به‌طور معمول آخرین لایه یک شبکه کانولوشنی است و نحوه تأثیر خطای بین خروجی به دست آمده شبکه و خروجی مطلوب روی روند آموزش را تعیین می‌کند.

نقشه ویژگی^۷ حاصل از لایه‌های مختلف این شبکه‌های از پیش آموزش دیده را می‌توان قبل از اعمال به طبقه‌بند نهایی پردازش کرد. پردازش سلسله‌مراتبی معنایی مفاهیم [34] یا پردازش قاب‌ها برای اعمال پردازش چندسطحی به آن‌ها [35] از جمله این پردازش‌ها هستند. با دنبال کردن توصیف سطح قاب، توصیف‌گرها باید کدگذاری شوند. کدگذاری بردار توصیف‌گرهای

ویدئو [4]، نوفه شدید موجود در ویدئو در اثر اعمال فیلترها و پیش‌پردازش‌ها [5]، و نبود ساختار مشخص از پیش تعیین شده برای وقایع [6]. درحقیقت، هر واقعه ممکن است در شرایط مختلف شامل پس‌زمینه‌ها، اشخاص، اشیاء، و فعالیت‌های مختلف اتفاق بیافتند.

برای غلبه بر این پیچیدگی‌ها، پژوهش‌گران زیادی ویژگی‌های مختلفی مانند ظاهر [7]، [8]، [9]، حرکت [10]، [11]، [12]، [13]، [14] ویژگی‌های صوتی [15]، [16]، [17] را برای بهبود تشخیص وقایع به کار برده‌اند.

به صورت سنتی ویژگی‌های سطح پایین برای تشخیص وقایع به کار می‌رفته‌اند. یکی از دقیق‌ترین ویژگی‌های تصویری برای تشخیص ویدئو IDT [13] است که در آن هم ویژگی‌های مبتنی بر حرکت و هم ویژگی‌های مبتنی بر ظاهر استفاده می‌شود [18]. عملکرد IDT از تمام روش‌های مطرح مبتنی بر ویژگی‌های دست‌ساز [19]، [20] مانند DSIFT [21] و STIP [10] بهتر است [3] و [22]. اما بار محاسباتی سنگین آن، کاربرد این روش را در عمل محدود می‌کند [3]. به‌طور دقیق همانند IDT روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های مکانی-زمانی مانند 3DSIFT [23]، MoSIFT [11]، و HoG3D [24] از بار محاسباتی سنگین رنج می‌برند.

با در نظر گرفتن این محدودیت‌ها و همچنین به دلیل عملکرد فوق‌العاده شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۱ (CNNs) [25] در تشخیص تصاویر برای مثال بر روی داده‌های ImageNet [26]، و تصاویر نوفه‌ای [27] پژوهش‌گران در همین اواخر به‌طور گسترده‌ای از CNN در پردازش ویدئو استفاده کرده‌اند [3]، [4]، [28]، [29] و به عملکرد بهتری از لحاظ دقت و نیز بار محاسباتی کمتر دست یافته‌اند. یافته‌های جدید نشان می‌دهند که روش‌های مبتنی بر CNN حتی بهترین روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های دست‌ساز را پشت سر می‌گذارند [29].

شبکه‌های CNN به شبکه‌های عصبی سنتی شباهت دارند ولی مفاهیم جدیدی مانند لایه کانولوشنی^۲ یا لایه واحد یک‌سوسوده خطی^۳ (ReLU) و نیز روش‌های جدید یادگیری در آن‌ها وجود دارد که عملکرد آن‌ها را در مقایسه با شبکه‌های عصبی سنتی به طرز چشم‌گیری ارتقا می‌دهد [30]. در سال ۲۰۱۲، Krizhevsky و همکاران [30] نخستین CNN با ویژگی‌های جدید را ارائه دادند که توانست برنده مسابقه ILSVRC^۴ در سال ۲۰۱۲ [31]

¹ Convolutional neural networks

² Convolutional layer

³ Linear rectified unit

⁴ ImageNet Large-scale visual recognition competition

⁵ Sigmoid

⁶ Hyperbolic tangent

⁷ Feature map

مجتمع محلی یا VLAD^۱ [36] از جمله پرتعدادترین و بهترین روش‌های کدگذاری است. هرچند در این کدگذاری و کدگذاری‌های مشابه تنها بعد مکانی ویدئو در نظر گرفته شده و از بعد زمانی ویدئو در آن‌ها صرف‌نظر می‌شود. به دلیل این که سیگنال ویدئو هم در بعد زمان و هم در بعد مکان حاوی اطلاعات است، یک کدگذاری خوب می‌تواند علاوه بر اطلاعات مکانی، حاوی اطلاعات زمانی ویدئو نیز باشد تا عملکرد تشخیص وقایع بصری را بهبود دهد. با دنبال کردن این ایده، در این مقاله یک روش کدگذاری مکانی-زمانی ارائه می‌دهیم که دقت میانگین تشخیص وقایع را به طرز چشم‌گیری افزایش می‌دهد.

نوآوری‌های این مقاله به شرح زیر هستند:

- یک نوآوری فرعی مقاله، تنظیم دقیق یک شبکه CNN از پیش آموزش داده شده روی زیرمجموعه‌ای از ویدئوهای مجموعه داده CCV است. هدف از این کار بهبود عملکرد تشخیص مفاهیم موجود در قاب‌های ویدئو توسط این شبکه است. با توجه به این که شبکه از پیش روی مجموعه داده ImageNet آموزش دیده است، ممکن است عملکرد خیلی خوبی روی قاب‌های ویدئو، که از لحاظ کیفیت بصری و نوع مفاهیم تفاوت زیادی با تصاویر ImageNet دارند، نداشته باشد. با تنظیم دقیق، این عیب تا حدی مرتفع می‌شود.
- مهم‌ترین نوآوری‌های این مقاله ارائه یک کدگذاری مکانی-زمانی مبتنی بر VLAD و بیان آن به شکل یک مسأله بهینه‌سازی محدب است؛ سپس، این مسأله با الگوریتم‌های موجود حل مسائل بهینه‌سازی محدب حل می‌شود و نتایج شبیه‌سازی که مؤید کارایی ایده پیشنهادی هستند، ارائه می‌شوند.
- روش پیشنهادی بر روی دو مجموعه داده استاندارد و بزرگ ویدئو مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و عملکرد آن از لحاظ میانگین دقت متوسط، میانگین فراخوانی متوسط، معیار F و نیز پیچیدگی محاسباتی با بهترین روش‌های موجود مقایسه می‌شود.

روش پیشنهادی ما، مسلماً بار محاسباتی بیشتری نسبت به تشخیص ویدئو مبتنی بر کدگذاری VLAD استاندارد دارد. بر خلاف VLAD استاندارد، کدگذاری پیشنهادی مستلزم حل مسأله بهینه‌سازی و یافتن ضرایب کدگذاری مکانی-زمانی است؛ اما دقت روش پیشنهادی خیلی بیشتر از روش مبتنی بر VLAD استاندارد است. از

طرفی بعضی از روش‌های موجود مبتنی بر شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت طولانی^۲ (LSTM) [37] دقت بالاتری نسبت به روش مبتنی بر VLAD استاندارد نتیجه می‌دهند، ولی بار محاسباتی بسیار زیادی دارند. هدف ما ارائه روشی است که هم دقت بالاتری را نسبت به VLAD استاندارد نتیجه دهد (دقتی در حد LSTM یا حتی بهتر از آن) و هم بار محاسباتی آن خیلی کمتر از روش‌های مبتنی بر LSTM باشد؛ برای این منظور، شبیه‌سازی‌های زیادی برای مقایسه پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی با سایر روش‌ها انجام شد که نتایج آن در بخش ۴-۳-۴ قابل مشاهده هستند.

در بخش‌های بعدی این مقاله، در بخش ۲، کارهای اساسی مرتبط با روش پیشنهادی مورد بررسی قرار می‌گیرد. بدنه اصلی مقاله را می‌توان در بخش ۳ ملاحظه کرد و نتایج شبیه‌سازی و نتیجه‌گیری نهایی به ترتیب در بخش‌های ۴ و ۵ ارائه می‌شوند.

۲- کارهای مرتبط

الگوریتم VLAD [36] نخستین بار در سال ۲۰۱۰ به عنوان یک نسخه ساده شده و غیراحتمالاتی از نمایش کرنل فیشر^۳ [38] ارائه شد. این کدگذاری نه تنها به دقت بالایی در وظایفی همچون تشخیص تصاویر دست‌یافت، بلکه موجب کاهش قابل توجه توان مورد نیاز محاسباتی نسبت به روش کرنل فیشر شد. این برتری همچنین در وظایفی همچون جستجوی نمونه^۴ [39] و طبقه‌بندی وقایع بصری در ویدئو [40] قابل مشاهده است. نسخه‌های مختلفی از کدگذاری اولیه VLAD در ادبیات ارائه شده است که قدرت مدل‌سازی بیشتری نسبت به نسخه اولیه دارند. در مرجع [41]، یک نرمالیزه‌سازی داخلی^۵ ارائه شده است تا مشکل مقادیر انفجاری^۶ در نمایش VLAD را تا حدی مرتفع کند. برای کاهش مشکل مقادیر انفجاری ویژگی‌های گذشته و برای متعادل ساختن نقش همه توصیف‌گرها در نمایش نهایی تصویر یا ویدئو، نرمالیزه کردن باقیمانده^۷ نیز ارائه شده است [42].

برای این که باقیمانده‌ها به طور مساوی در نمایش VLAD نقش داشته باشند، یک روش نرمالیزه کردن در [43] ارائه شده است که هر باقیمانده به اندازه نرم ℓ_2

² Long short term memory

³ Fisher

⁴ Instance search

⁵ Intra normalization

⁶ Burstiness

⁷ Residual normalization

¹ Vector of locally aggregated descriptors

خودش تقسیم می‌شود. این تغییر، باعث بهبود نتیجه نهایی در وظایفی همچون بازیابی تصویر می‌شود. کدگذاری VLAD اصلی، از ادغام میانگین بر روی توصیف‌گرهای گذشته استفاده می‌کند تا توصیف‌گر نهایی حاصل شود. این در حالی است که ادغام بیشینه می‌تواند به جای ادغام میانگین استفاده شود تا عملکرد کدگذاری بهبود یابد.

یک روش سراسر برای بهبود عملکرد، استفاده از ترکیبی از هر دو ادغام است [44]. همچنین، روش دیگر استفاده از ترکیب وزن‌دهی شده ادغام‌های بیشینه و میانگین است [45]. در مرجع [46] یک ادغام بیشینه‌ای کلی برای VLAD پیشنهاد شده است که اثر حاصل از هم توصیف‌گرهای مکرر و هم توصیف‌گرهای کم‌تکرار را متعادل می‌کند و عملکرد را به‌خصوص زمانی که توصیف‌گرهای کم‌تکرار حاوی اطلاعات ارزشمندی هستند، بهبود می‌دهد.

در [47] کدگذاری تنک^۱ و ادغام بیشینه برای کدگذاری ویژگی‌ها و تجمیع آن‌ها در پردازش تصویر استفاده شده‌اند. ادعای نویسندگان این است که روش ارائه‌شده از لحاظ دقت نهایی نسبت به VLAD ترجیح دارد. همچنین نشان داده شده که اضافه کردن PCA^۲ همراه با سفیدسازی^۳ عملکرد VLAD را نسبت به حالت بدون سفیدسازی بهبود داده است. به احتمال دلیل این بهبود این است که سفیدسازی اثر اتفاق هم‌زمان توصیف‌گرها را کاهش و در نتیجه عملکرد کلی را بهبود می‌دهد [48].

اگرچه کارهای زیادی در زمینه بهبود VLAD را می‌توان در ادبیات پیدا کرد، بیش‌تر آن‌ها فقط بر روی بعد مکانی ویدئو متمرکز هستند و کار کمی در زمینه بعد زمانی سیگنال ویدئو انجام شده است. مقالاتی هم که به این موضوع پرداخته‌اند، بیشتر به بعد زمانی به عنوان اطلاعات اضافی در کنار بعد مکانی برای بهبود کدگذاری متداول VLAD توجه کرده‌اند و هیچ‌یک به یک کدگذاری یا نمایش زمانی مکانی دست نیافته‌اند. برای مدل‌سازی زمانی ویدئو، می‌توان، به‌طور واضح، به جای ویژگی‌های مکانی از ویژگی‌های مکانی-زمانی استفاده کرد و سپس VLAD را برای کدگذاری به کار گرفت. برای مثال، در [49] نشان داده شده که استفاده از هیستوگرام محلی جریان نوری یا LHOOF^۴ و استفاده از VLAD در تشخیص فعالیت عملکرد بهتری نسبت به استفاده تنها از

ویژگی مکانی به همراه کدگذاری VLAD دارد. ترکیب ویژگی‌های مکانی-زمانی با VLAD در تشخیص فعالیت همچنین در [50] مورد بررسی قرار گرفته است. اگر قاب‌های یک ویدئو را در فضای VLAD نمایش دهیم، می‌توان ابتدا با بخش‌بندی^۵ ویدئو و سپس انتساب یک بردار به هر بخش، به یک نمایش فشرده وابسته به زمان دست‌یافت [51].

برای استفاده از اطلاعات زمانی، همچنین، قاب‌های ویدئو به گروه‌های قاب یا GoF^۶ تقسیم می‌شوند VLAD به‌طور جداگانه به هر GoF اعمال می‌شود [52]. این در حالی است که در به‌کارگیری VLAD استاندارد در کدگذاری ویدئو، یک بردار به کل ویدئو منتسب می‌شود و اطلاعات مکانی دور ریخته می‌شوند. همچنین، توصیف‌گرهای حاصل از VLAD برای هر قاب را می‌توان به حوزه فرکانس برای مثال حوزه فوریه نگاشت کرد تا تغییرات زمانی قاب‌ها در نمایش نهایی لحاظ شوند [53].

درواقع، در هیچ‌کدام از مقالات بالا، بعد زمانی ویدئو به‌طور مستقیم در کدگذاری VLAD داخل نشده است. روش‌های موجود یا از ویژگی‌های زمانی استفاده می‌کنند که در بسیاری موارد، برای مثال در مورد توصیف‌گرهای ثابت سطح قاب مبتنی بر CNN قابل‌اعمال نیستند، یا تبدیل‌ها و بخش‌بندی‌های ساده‌ای را در کنار VLAD بر ویدئوی اصلی اعمال می‌کنند. این روش‌ها بسیار بدیهی هستند و حتی از لحاظ عملکرد نیز بر VLAD اصلی برتری ندارند. برای رفع این عیب، در این مقاله یک کدگذاری VLAD زمان-محور ارائه می‌شود و عملکرد آن مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳- کدگذاری مکانی-زمانی

۳-۱- مدل تشخیص وقایع

فلوچارت سیستم تشخیص وقایع در شکل (۱) نشان داده شده است. ابتدا، یک CNN از پیش آموزش‌دیده به قاب‌هایی که به‌صورت یک‌نواخت از ویدئو نمونه‌برداری شده‌اند اعمال می‌شود. بعد از این که مقادیر توصیف‌گر (نمرات مفاهیم) در سطح قاب محاسبه شدند و در لایه آخر شبکه کانولوشنی آماده شدند، نرمالیزه می‌شوند و به بلوک کدگذاری مکانی-زمانی تحویل داده می‌شوند. نرمالیزه‌سازی به‌کاررفته، متداول‌ترین نرمالیزه‌سازی در ادبیات VLAD است و آن هم نرمالیزه کردن هر بردار به نرم ℓ_2 آن است.

^۵ Segmentation

^۶ Group of frames

^۱ Sparse coding

^۲ Principal component analysis

^۳ Whitening

^۴ Local Histogram of Oriented Optical Flow

سپس، مجموع بردارهای باقیمانده یعنی $v_j \in \mathbb{R}^d$ برای هر واژه کد به هم چسبانده می‌شوند تا یک بردار با اندازه $K \times d$ ساخته شود. درنهایت، بردار حاصل به نرم ℓ_2 نرمالیزه می‌شود تا توصیف‌گر نهایی حاصل شود.



۳-۳- کدگذاری پیشنهادی وابسته به زمان

در این بخش، یک کدگذاری وابسته به زمان VLAD پیشنهاد می‌کنیم که نخستین مدل کدگذاری از این نوع است. ابتدا، یک شکل بهینه‌سازی از کدگذاری VLAD ارائه می‌شود. سپس، تحت یک قید پیوستگی زمانی، مسأله بهینه‌سازی به صورت تحلیلی حل می‌شود تا کدگذاری وابسته به زمان موردنظر شکل گیرد.

۳-۳-۱- کدگذاری VLAD به عنوان یک مسأله

بهینه‌سازی

مشابه الگوریتم اصلی VLAD توصیف‌گرهای سطح قاب را با $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ و مراکز خوشه‌های حاصل از اعمال خوشه‌بندی K-means را با $C = (c_1, c_2, \dots, c_K)$ نشان می‌دهیم.

در اینجا، $x_i \in \mathbb{R}^d$ و $c_j \in \mathbb{R}^d$ به ترتیب i امین بردار توصیف‌گر سطح قاب و j امین مرکز خوشه هستند. حال، معادله (۱) را به صورت زیر بازنویسی می‌کنیم:

$$v_j = \sum_{i=1}^N a_{ij} \quad (2)$$

که در آن a_{ij} به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$a_{ij} = \begin{cases} x_i - c_j & \text{if } NN(x_i) = c_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

چون بردار ستونی $c_j \in \mathbb{R}^d$ ، j امین مرکز خوشه است، و $C = [c_1, c_2, \dots, c_K] \in \mathbb{R}^{d \times K}$ ماتریس حاصل از به هم چسباندن همه مراکز خوشه‌ها است، داریم:

$$a_{ij} = \begin{cases} x_i - C\varphi & \text{if } NN(x_i) = c_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

که در آن φ برداری است که تنها یک درایه یک دارد و بقیه درایه‌های آن صفر هستند. بدیهی است که اگر مؤلفه j ام x_i به خوشه j ام تعلق



(شکل-۱): سیستم تشخیص وقایع بصری: فریم‌های ویدئو با CNN پردازش شده و سپس، نرمالیزه و کدگذاری می‌شوند.

درنهایت، مجدداً نرمالیزه و طبقه‌بندی می‌شوند.

(Figure-1): Visual event recognition system: Video frames are processed with fine-tuned CNNs, and then are normalized and encoded. Finally, they are normalized again and classified.

۳-۲- کدگذاری VLAD

کدگذاری VLAD به عنوان یک نمایش فشرده برای تصویر ارائه شد [36]. همان‌طور که در مقدمه اشاره شد، این نمایش می‌تواند در کدگذاری ویدئو هم مورد استفاده قرار گیرد. در این نمایش، یک کتاب کد $\{c_1, c_2, \dots, c_K\}$ متشکل از K واژه تصویری^۱ با الگوریتم K-means آموزش داده می‌شود؛ سپس، هر توصیف‌گر در سطح فریم $x_i \in \mathbb{R}^d$ به نزدیک‌ترین کلمه کد منتسب می‌شود. معیار نزدیکی نیز فاصله اقلیدسی در نظر گرفته می‌شود. یعنی خواهیم داشت: $c_j = NN(x_i)$ ، که در آن NN نزدیک‌ترین همسایه را نشان می‌دهد. درنهایت، در کدگذاری VLAD برای هر یک از واژگان کد، مجموع تفاضل هر توصیف‌گر از نزدیک‌ترین واژه کد یعنی مجموع جملات $x_i - c_j$ ساخته می‌شود؛ بنابراین، توصیف‌گر VLAD به این صورت بیان می‌شود:

$$v_j = \sum_{i: NN(x_i)=c_j} (x_i - c_j), \quad j = 1, \dots, K \quad (1)$$

^۱ Visual words

وجود نرم ℓ_0 و تساوی برای قید نرم ℓ_1 ، قیدها را در رابطه (۶) غیرمحدب می‌کند. برای محدب‌سازی قیدها، از رها سازی^۴ نرم ℓ_0 با نرم ℓ_1 و نیز جایگزینی کوچک‌تر مساوی به جای تساوی استفاده می‌کنیم. با این کار هر دو قید در رابطه (۶) به یک قید نرم ℓ_1 کوچک‌تر مساوی تبدیل می‌شوند. دوباره با نوشتن مسأله معدل لاگرانژ خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \Theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta_i} \sum_{i=1}^N \|x_i - C\varphi_i\|_2^2 + \alpha \sum_{i=1}^N \|\varphi_i\|_1 + \\ \beta \sum_{i=1}^{N-1} \|\varphi_{i+1} - \varphi_i\|_2^2 \\ \text{s.t. } \lambda \geq 0, \gamma \geq 0 \end{aligned} \quad (7)$$

رابطه (۲) یک مسأله بهینه‌سازی محدب در شکل دوگان لاگرانژ است که حل آن با ابزارهای بهینه‌سازی محدب ممکن است. ما برای حل آن از کتابخانه CVX [54] در نرم‌افزار MatLab استفاده کردیم. CVX یک کتابخانه برای حل مسائل بهینه‌سازی محدب است. با یافتن φ_i ها با حل معادله (۲) از طریق کتابخانه CVX، مقادیر بهینه φ_i ها را در روابط (۲ و ۴) جایگذاری می‌کنیم تا نمایش VLAD مکانی-زمانی به دست آید.

۴- نتایج تجربی

۴-۱- پیاده‌سازی

ما در این مقاله، از دو مجموعه داده^۵ ActivityNet و CCV^۵ برای آزمودن روش پیشنهادی استفاده می‌کنیم. مجموعه داده^۵ CCV [55] از بیست رده معنایی شامل ۹۳۱۷ ویدئو از یوتیوب تشکیل شده است. این مجموعه داده به دو بخش آموزش و آزمون شامل ۴۶۵۹ ویدئوی آموزشی و ۴۶۵۸ ویدئوی آزمون تقسیم شده است.

مجموعه داده^۵ ActivityNet شامل ۶۴۸ ساعت ویدئوی یوتیوب است. این مجموعه شامل حدود بیست هزار ویدئو و دویست رده است. به طور متوسط در هر ویدئو ۱/۵۴ فعالیت مختلف وجود دارد، به عبارت دیگر، هر ویدئو ممکن است شامل بیش از یک موضوع باشد. در بخش بندی اصلی، زیربخش های آموزش، آزمون، و ارزیابی به ترتیب شامل ۵۰، ۲۵، و ۲۵ درصد از کل مجموعه داده هستند. در این مقاله از نسخه ۱/۳^۶ این مجموعه داده استفاده شده است.

دارد. درواقع، ما دنبال φ هایی هستیم که منجر به یافتن نزدیک ترین مرکز خوشه به هر یک از توصیف گرهای سطح قاب شوند. این موضوع را می‌توان در قالب یک مسأله بهینه‌سازی به صورت زیر نوشت:

$$\begin{aligned} \varphi_i = \min_{\theta} \|x_i - C\varphi\|_2^2 \\ \text{s.t. } \|\varphi\|_0^2 = \|\varphi\|_1^2 = 1 \end{aligned} \quad (5)$$

که در آن $\|\varphi\|_0$ شبه نرم ℓ_0 بردار φ یعنی تعداد درایه های ناصفر آن و $\|\varphi\|_1$ نرم ℓ_1 است.

۲-۳-۳ اعمال قید پیوستگی زمانی بر VLAD

تابه حال، کدگذاری VLAD را به عنوان یک مسأله بهینه‌سازی با مجهول φ_i بیان کردیم که در آن φ_i بیان گر اندیس خوشه ای است که بردار توصیف گر قاب x_i به آن خوشه تعلق یافته است. با در نظر گرفتن VLAD به عنوان یک مدل کدگذاری ویدئو با پارامتر φ انتظار داریم که تغییرات موجود در φ در طی قاب های متوالی ویدئو کم باشد. تنها در لحظات خاصی ما ممکن است تغییرات کم و بیش زیادی در φ داشته باشیم. این ایده از اینجا سرچشمه می‌گیرد که یک ویدئوی طبیعی، در شکل غیرفشرده آن، یک سیگنال پیوسته و بسیار همبسته^۱ است. در نتیجه، پارامتر مدل یعنی φ در طول یک ویدئو به صورت تکه ای همواره باقی می‌ماند. شرط بالا را می‌توان به عنوان یک جمله جریمه^۲ در مسأله بهینه‌سازی VLAD در رابطه (۵) در نظر گرفت. همچنین، چون می‌توان φ را در یک ویدئوی واقعی تکه ای ثابت در نظر گرفت، قید زمانی را باید به کل ویدئو اعمال کرد. به بیان دیگر، یک جمله جریمه ناشی از مجموع تغییرات φ در طول ویدئو را به مسأله بهینه‌سازی می‌افزاییم تا قید پیوستگی زمانی لحاظ شود؛ در نتیجه خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \phi^* = \operatorname{argmin}_{\theta_i} \sum_{i=1}^N \|x_i - C\varphi_i\|_2^2 + \beta \sum_{i=1}^{N-1} \|\varphi_{i+1} - \varphi_i\|_2^2 \\ \text{s.t. } \|\varphi_i\|_0^2 = \|\varphi_i\|_1^2 = 1, \quad 1 \leq i \leq N \\ \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

که در آن λ وزن نسبی جمله جریمه را تعیین می‌کند. $\phi^* \in \mathbb{R}^{K \times N}$ ماتریس شامل مقادیر بهینه بردارهای φ_i است. تابع هزینه در مسأله (۶) تنها شامل نرم فروبنیوس^۳ و در نتیجه یک تابع هزینه محدب است؛ ولی

⁴ Relaxation

⁵ Columbia consumer video

⁶ Version 1.3

¹ Correlated

² Penalty term

³ Frobenius

می‌شود [62]. میانگین فراخوانی متوسط (mAR) نیز با میانگین‌گیری روی مقادیر فراخوانی متوسط تمام رده‌ها به‌دست می‌آید.

۳-۲-۴- معیار F^v

معیار F به صورت میانگین هارمونیک بین mAP و mAR تعریف می‌شود [63]:

$$F = 2 \frac{mAP \cdot mAR}{mAP + mAR} \quad (8)$$

اگر هر کدام از مقادیر mAP یا mAR کوچک باشند، مقدار F نیز کوچک می‌شود. مقدار F وقتی زیاد است که mAP و mAR به طور هم‌زمان مقدار بزرگی داشته باشند.

۳-۴- نتایج شبیه‌سازی

۱-۳-۴- انتخاب پارامتر

برای انتخاب پارامترهای بهینه شامل تعداد مؤلفه‌های اصلی، تعداد خوشه‌ها، اندازه واژگان^۸، و مقدار پارامترهای منظم‌سازی^۹ α و β ، اعتبارسنجی متقابل روی داده‌های اعتبارسنجی مجموعه‌داده CCV انجام شده است. بنابراین، مقادیر مختلف پارامترها تغییر می‌یابند تا مقادیر بهینه با توجه به دقت طبقه‌بندی وقایع روی داده‌های اعتبارسنجی به‌دست آیند.

۱-۳-۴-۱- بعد توصیف‌گرها

برای ایجاد تعادلی بین سرعت و دقت الگوریتم، می‌توان از PCA همراه با سفیدسازی برای کاهش ابعاد توصیف‌گرها استفاده کرد. جدول (۱) اثر کاهش بعد توصیف‌گر بعد از اعمال PCA بر روی دقت الگوریتم تشخیص وقایع مبتنی بر کدگذاری VLAD بر روی تعداد ثابتی خوشه برای مجموعه‌داده CCV را نشان می‌دهد. همان‌طور که دیده می‌شود، مقادیر دقت میانگین با کاهش بعد توصیف‌گر به‌صورت یک‌نواخت کاهش زیادی می‌یابند؛ بنابراین، ما از همان توصیف‌گرهای 1000 بعدی با وجود کاهش سرعت شبیه‌سازی‌ها استفاده می‌کنیم.

(جدول-۱): دقت میانگین یا mAP^{10} روش مبنای VLAD بعد از

کاهش بعد روی مجموعه‌داده CCV با تعداد واژگان ۱۶.

(Table-1): Mean average precision of standard VLAD after dimensionality reduction on CCV with vocabulary size of 16.

بعد	32	64	128	256	512	1000
mAP(%)	64.5	65.3	66.7	67.9	68.6	70.6

⁷ F-measure

⁸ Vocabulary size

⁹ Regularization

¹⁰ Mean average Precision

همچنین، برای استخراج مفاهیم از یک شبکه با ساختار ارائه‌شده در [56]، شامل پنج لایه کانولوشنی و سه لایه تمام متصل^۱ استفاده شده است. این مدل از قبل روی مجموعه‌داده ImageNet آموزش داده شده است. این شبکه سپس بر روی زیرمجموعه‌ای از قاب‌های ویدئوی مجموعه داده CCV تنظیم شده است. برای طبقه‌بندی مبتنی بر SVM کتابخانه LIBSVM [57] استفاده می‌شود. کتابخانه VideoUtils [58] برای کدگذاری و خواندن فایل‌های ویدئویی به‌کار می‌رود. کتابخانه MatConvNet [59] نیز برای اعمال CNN بر قاب‌های ویدئو مورد استفاده قرار می‌گیرد. VLFeat [60] برای انتساب خوشه‌ها، کدگذاری VLAD استاندارد (روش مینا)، و نرمالیزه کردن توصیف‌گرهای گذشته به‌کار می‌رود. ویدئوها با نرخ پایین یک قاب بر ثانیه نمونه‌برداری می‌شوند تا محاسبات سریع‌تر شود. مطابق مرجع [61]، استفاده از تنها یک قسمت کوچک از قاب‌ها، دقت میانگین تشخیص ویدئو را کاهش نمی‌دهد.

۲-۴- معیارهای ارزیابی

در این مقاله، برای ارزیابی روش پیشنهادی و مقایسه آن با بهترین روش‌های موجود از سه معیار ارزیابی استفاده می‌شود. این سه معیار به‌طور گسترده‌ای برای ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۱-۲-۴- معیار میانگین دقت متوسط^۲ (mAP)

دقت متوسط^۳ تشخیص وقایع برای هر رده از وقایع به‌صورت نسبت تعداد وقایع بازیابی‌شده^۴ مرتبط (وقایعی که تعلق آن‌ها به رده مورد نظر به درستی پیش‌بینی شده است) به کل وقایع بازیابی‌شده برای آن رده تعریف می‌شود [62]. میانگین دقت متوسط (mAP) نیز با میانگین‌گیری روی مقادیر دقت متوسط تمام رده‌ها به‌دست می‌آید.

۲-۲-۴- معیار میانگین فراخوانی متوسط^۵ (mAR)

فراخوانی متوسط^۶ تشخیص وقایع برای هر رده از وقایع به‌صورت نسبت تعداد وقایع بازیابی‌شده مرتبط (وقایعی که تعلق آن‌ها به رده مورد نظر به درستی پیش‌بینی شده است) به کل وقایع مرتبط (مجموع وقایع بازیابی‌شده مرتبط و وقایع بازیابی‌نشده مرتبط) به آن رده تعریف

¹ Fully connected

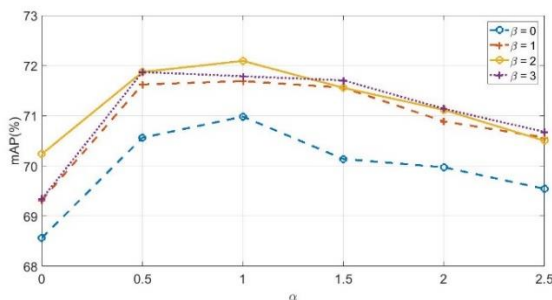
² Mean average precision

³ Average precision

⁴ Retrieved events

⁵ Mean average recall

⁶ Average recall



(شکل-۲): دقت تشخیص وقایع نسبت به پارامترهای تنظیم برای توصیف‌گرهای هزار بُعدی و هشت خوشه روی مجموعه داده CCV.

(Figure-2): Mean average precision with respect to regularization parameters for 1000 dimensional descriptors and eight clusters on CCV dataset.

۴-۳-۲- مقایسه نتایج بر روی مجموعه داده CCV

شکل (۳) ماتریس ابهام طبقه‌بندی^۱ برای مجموعه داده CCV را نشان می‌دهد. ردیف‌های این ماتریس متناظر با رده‌های واقعی هستند درحالی‌که ستون‌های آن متناظر با رده‌های پیش‌بینی شده توسط الگوریتم تشخیص وقایع هستند. مقادیر ماتریس نرمالیزه شده‌اند تا به جای دفعات رخداد بیان‌گر احتمال باشند. درایه ردیف i ام و ستون j ام احتمال این را نشان می‌دهد که رده واقعی j ام رده واقع i ام طبقه‌بندی شود. مقادیر خارج از قطر اصلی ماتریس ابهام، خطای پیش‌بینی را نشان می‌دهند. همان‌طور که انتظار می‌رود، وقایعی که همبستگی مفهومی و بصری زیادی باهم دارند، مشکل‌تر از هم جدا می‌شوند. با توجه به شکل (۳) می‌توان دید که وقایع مرتبط با عروسی یعنی Wedding reception، Wedding Ceremony که شباهت زیادی از لحاظ بصری و مفهومی به هم دارند، در بعضی از ویدئوها با هم اشتباه گرفته می‌شوند. این موضوع موجب ایجاد مقدار بزرگ خارج از قطر اصلی در این ناحیه می‌شود. به‌طور دقیق همین موضوع در مورد دو رده Dog و Cat نیز صحیح است که به دلیل شباهت مفهومی به هم، در بعضی از ویدئوها اشتباه تشخیص داده می‌شوند.

(شکل-۳): ماتریس ابهام طبقه‌بندی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده CCV.

(Figure-3): Classification confusion matrix for proposed method on CCV dataset.

¹ Classification confusion matrix

(جدول-۲): اثر تعداد خوشه‌ها بر دقت میانگین

VLAD با توصیف‌گرهای هزار بُعدی روی مجموعه داده CCV.

(Table-2): Effect of number of clusters on mAP of VLAD with 1000 dimensional descriptors in CCV dataset.

128	64	32	16	8	4	2	1	K
66.2	67.0	68.1	70.6	72.4	72.0	70.6	66.8	mAP(%)

۴-۳-۱-۲- تعداد خوشه‌ها

جدول (۲) اثر تعداد خوشه‌ها در الگوریتم مبنای VLAD بر روی دقت میانگین تشخیص وقایع روی مجموعه داده CCV را نشان می‌دهد. همان‌طور که از جدول دیده می‌شود، افزایش K دقت میانگین را افزایش می‌دهد، اما افزایش بیشتر K به بیشتر از هشت، دقت تشخیص را بهتر نمی‌کند. درواقع، وقتی تعداد خوشه‌ها افزایش زیادی پیدا می‌کند، توصیف‌گرهای کدشده خیلی تنگ می‌شوند. طبقه‌بندهای معمول مانند SVM عملکرد چندان خوبی روی توصیف‌گرهای تنگ ندارند [34] و [64]، که این امر موجب کاهش دقت تشخیص می‌شود. به همین دلیل است که روش‌های نرمالیزه‌سازی زیادی مانند آنچه در [34] و [64] آمده است، برای کاهش اثر تنگی پیشنهاد شده‌اند.

۴-۳-۱-۳- انتخاب پارامترهای منظم‌سازی

همان‌طور که در رابطه نهایی کدگذاری مکانی-زمانی پیشنهادی دیده می‌شود، این کدگذاری تابعی از پارامترهای منظم‌سازی، یعنی α و β است. شکل (۲) اثر این پارامترها بر دقت میانگین تشخیص وقایع را روی مجموعه داده CCV برای توصیف‌گرهای هزار بُعدی با هشت مرکز خوشه نشان می‌دهد. همان‌طور که از این شکل برمی‌آید، مقادیر $\alpha=1$ و $\beta=2$ منجر به بیشترین مقدار دقت میانگین می‌شوند. این مقادیر، وزن‌های بهینه جملات جریمه ناشی از تنگی توصیف‌گرها و تنگی در حوزه تفاضل زمانی توصیف‌گرها را نشان می‌دهند. با توجه به مقادیر به‌دست‌آمده، وزن (اهمیت) تنگی توصیف‌گرها در حوزه تفاضل دو برابر وزن (اهمیت) تنگی خود توصیف‌گرها است. این مسأله با شهود ما مبنی بر اهمیت بسیار زیاد لحاظ کردن ارتباط زمانی قاب‌ها مطابقت دارد. کمینه مقدار دقت میانگین در شکل (۲) هنگامی است که $\alpha=\beta=0$ و این مساوی دقت میانگین در کدگذاری استاندارد VLAD است. این موضوع به این دلیل است که وقتی ضریب متناظر پیوستگی زمانی را صفر قرار می‌دهیم، کدگذاری پیشنهادی در رابطه (۷) به کدگذاری استاندارد VLAD کاهش می‌یابد؛ بنابراین برای $\alpha=\beta=0$ ، دقت روش پیشنهادی برابر روش VLAD مبنای می‌شود.

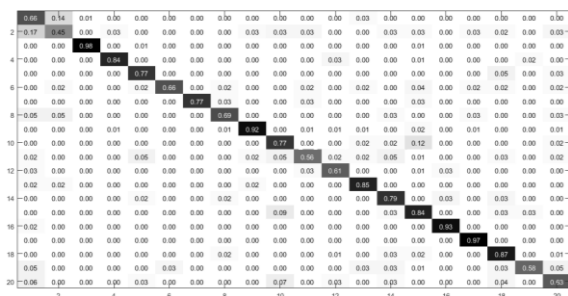
گرفته می‌شوند. این موضوع موجب ایجاد مقدار بزرگ خارج از قطر اصلی در این ناحیه می‌شود. به‌طور دقیق همین موضوع در مورد دو رده E10 و E15 نیز صحیح است که به‌دلیل شباهت مفهومی به هم، در بعضی از ویدئوها اشتباه تشخیص داده می‌شوند.

جدول (۳) عملکرد کدگذاری مکانی-زمانی ارائه‌شده را با بهترین روش‌های موجود مقایسه می‌کند. همان‌طور که نشان داده شده است، کدگذاری وابسته به زمان ارائه‌شده بهترین عملکرد را دارد. این در حالی است که بیش‌تر روش‌های دیگر از ویژگی‌های صوتی نیز در کنار ویژگی‌های تصویری استفاده می‌کنند؛ اما ورودی کدگذاری ارائه‌شده تنها ویژگی‌های تصویری است. این افزایش دقت ناشی از لحاظ‌کردن ساختاری اطلاعات زمانی (ارتباط زمانی قاب‌ها) در روند کدگذاری توصیف‌گرها است. همان‌طور که در جدول (۳) دیده می‌شود، روش پیشنهادی روی مجموعه‌داده CCV، میانگین دقت متوسط، میانگین فراخوانی متوسط، و معیار F را به‌ترتیب ۲/۹، ۴/۴ و ۳/۷ درصد بهبود می‌دهد.

(جدول-۳): مقایسه نتایج روش پیشنهادی با بهترین روش‌های موجود برحسب میانگین دقت متوسط، میانگین فراخوانی متوسط، و معیار F بر روی مجموعه‌داده CCV.

(Table-3): Comparison of the results between proposed method and the state of the art in terms of mAP, mAR, and F-measure on CCV dataset.

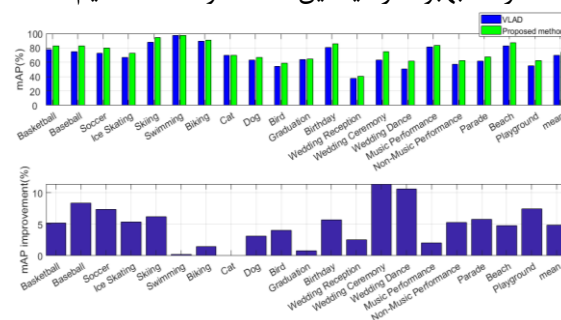
روش	mAP (%)	mAR (%)	F (%)
Jiang و همکاران [55]	59.5	57.3	58.3
Xu و همکاران [65]	60.3	57.4	58.8
Ma و همکاران [66]	63.0	58.1	60.4
Ye و همکاران [67]	64.0	62.3	63.1
Jhuo و همکاران [68]	64.0	62.1	63.0
Liu و همکاران [69]	68.2	66.5	67.3
Zhao و همکاران [37]	69.1	65.9	67.4
Wu و همکاران [70]	70.6	67.8	69.1
روش پیشنهادی	73.5	72.2	72.8



(شکل-۵): ماتریس ابهام طبقه‌بندی روش پیشنهادی بر روی مجموعه‌داده ActivityNet.

(Figure-5): Classification confusion matrix for proposed method on ActivityNet dataset.

شکل (۴) دقت طبقه‌بندی برای هر رده را به‌صورت مجزا نشان می‌دهد. همان‌طور که دیده می‌شود، کدگذاری مکانی-زمانی ارائه‌شده دقت را بر روی تمام رده‌های وقایع بهبود می‌دهد. میزان بهبود دقت متوسط در هر رده تابعی از میزان تأثیر در نظر گرفتن ارتباط زمانی قاب‌ها در توصیف ویدئو است. هرچقدر تأثیر اطلاعات زمانی در توصیف یک رده از وقایع بیشتر باشد، میزان بهبود نسبی روش پیشنهادی بیشتر خواهد بود. برای مثال همان‌طور که در شکل (۴) دیده می‌شود، تأثیر اطلاعات زمانی در رده Cat بسیار ناچیز بوده است ولی رده Wedding ceremony بهره بسیار زیادی از اطلاعات زمانی (ارتباط زمانی قاب‌ها) برده است. به‌طور متوسط روی کل مجموعه‌داده CCV، ۴/۹ درصد بهبود در میانگین دقت متوسط داشته‌ایم.



(شکل-۴): دقت متوسط طبقه‌بندی حاصل از کدگذاری

پیشنهادی برای هر کلاس روی مجموعه‌داده CCV.

(Figure-4): Per-class classification average precision of the proposed method on CCV dataset.

۳-۳-۴- مقایسه نتایج بر روی مجموعه‌داده ActivityNet

شکل (۵) ماتریس ابهام طبقه‌بندی برای مجموعه‌داده ActivityNet را نشان می‌دهد. به‌دلیل تعداد زیاد رده‌های این مجموعه‌داده، ماتریس ابهام طبقه‌بندی تنها برای بیست رده از این مجموعه‌داده که به‌صورت تصادفی انتخاب شده‌اند، رسم شده است تا قابل رؤیت باشد. ردیف‌های این ماتریس متناظر با رده‌های واقعی هستند درحالی‌که ستون‌های آن متناظر با رده‌های پیش‌بینی‌شده توسط الگوریتم تشخیص وقایع هستند. مقادیر ماتریس نرمالیزه شده‌اند تا به‌جای دفعات رخداد بیان‌گر احتمال باشند. درایه ردیف i ام و ستون j ام احتمال این را نشان می‌دهد که رده واقعی i ام رده واقع j ام طبقه‌بندی شود. مقادیر خارج از قطر اصلی ماتریس ابهام، خطای پیش‌بینی را نشان می‌دهند. همانند مجموعه‌داده CCV، در اینجا نیز وقایعی که همبستگی مفهومی و بصری زیادی باهم دارند، مشکل‌تر از هم جدا می‌شوند. با توجه به شکل (۵) می‌توان دید که وقایع E1 و E2 شباهت زیادی از لحاظ بصری و مفهومی به هم دارند و در بعضی از ویدئوها با هم اشتباه

زمان ارائه شده بهترین عملکرد را دارد. این در حالی است که بیش تر روش های دیگر از ویژگی های صوتی نیز در کنار ویژگی های تصویری استفاده می کنند؛ اما ورودی کدگذاری ارائه شده تنها ویژگی های تصویری است. این افزایش دقت ناشی از لحاظ کردن ساختاری ارتباط زمانی قاب ها در روند کدگذاری توصیف گر ها است. همان طور که در جدول (۴) دیده می شود، روش پیشنهادی روی مجموعه داده ActivityNet، میانگین دقت متوسط، میانگین فراخوانی متوسط، و معیار F را به ترتیب ۲/۴، ۲/۲ و ۲/۳ درصد بهبود می دهد.

۴-۳-۴- بازدهی زمان اجرا

مطابق مرجع [37]، از بازدهی زمان اجرا برای مقایسه پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی با بهترین روش های موجود استفاده می کنیم. برای این کار زمان مورد نیاز برای پردازش یک ثانیه از ویدئوهای آزمون را برای روش پیشنهادی با بهترین روش های موجود مقایسه می کنیم. ویدئوها بر روی یک رایانه با پردازنده Intel® Core™ i5-2430M و پردازنده گرافیکی NVIDIA GTX1050 پردازش شده اند. سه روش با کمترین پیچیدگی محاسباتی (بیشترین طول پردازش شده ویدئو در یک ثانیه) با فونت ضخیم تر نشان داده شده اند.

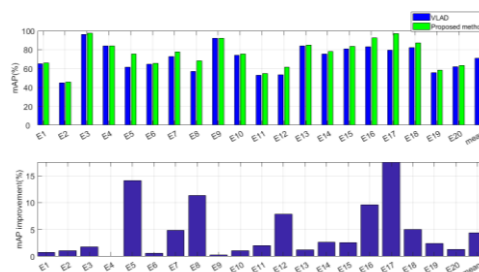
همان طور که در جدول (۵) دیده می شود، روش پیشنهادی پس از روش VLAD مبنا کمترین پیچیدگی محاسباتی را دارد. روش پیشنهادی حدود ۲/۱۶ برابر سریع تر از بهترین روش موجود است. این در حالی است که روش پیشنهادی دقت بالاتری را نیز در تشخیص وقایع دارد. بنابراین؛ روش ارائه شده هم از لحاظ دقت و هم از لحاظ پیچیدگی محاسباتی بهترین روش های موجود را پشت سر می گذارد.

(جدول-۵): مقایسه روش پیشنهادی با بهترین روش های موجود برحسب میانگین طول قابل پردازش ویدئو (بر حسب ثانیه) در یک ثانیه.

(Table-5): Comparison of the proposed method and the state of the art in terms of average length of videos (in seconds) which can be processed per second.

روش	طول متوسط ویدئو (بر حسب ثانیه) که در یک ثانیه قابل پردازش است
روش VLAD مبنا	56.3
Xu و همکاران [65]	12.1
Ma و همکاران [66]	11.5
Ye و همکاران [67]	14.2

شکل (۶) دقت طبقه بندی برای هر کلاس را به صورت مجزا نشان می دهد. همان طور که دیده می شود، کدگذاری مکانی-زمانی ارائه شده دقت را بر روی تمام رده های وقایع بهبود می دهد. میزان بهبود دقت متوسط در هر رده در اینجا نیز مانند مجموعه داده CCV تابعی از میزان تأثیر در نظر گرفتن ارتباط زمانی قاب ها در توصیف ویدئو است. هرچقدر تأثیر اطلاعات زمانی در توصیف یک رده از وقایع بیشتر باشد، میزان بهبود نسبی روش پیشنهادی بیشتر خواهد بود. برای مثال همان طور که در شکل (۶) دیده می شود، تأثیر اطلاعات زمانی در رده های E4 و E9 بسیار ناچیز بوده است، ولی رده E17 بهره بسیار زیادی از اطلاعات زمانی (ارتباط زمانی قاب ها) برده است. به طور متوسط روی کل مجموعه داده ActivityNet، ۴/۴ درصد بهبود در میانگین دقت متوسط داشته ایم.



(شکل-۶): دقت متوسط طبقه بندی حاصل از کدگذاری

پیشنهادی برای هر کلاس روی مجموعه داده ActivityNet.
(Figure-6): Per-class classification average precision of the proposed method on ActivityNet dataset.

(جدول-۴): مقایسه نتایج روش پیشنهادی با بهترین روش های

موجود برحسب میانگین دقت متوسط، میانگین فراخوانی

متوسط، و معیار F بر روی مجموعه داده ActivityNet.

(Table-4): Comparison of the results between proposed method and the state of the art in terms of mAP, mAR, and F-measure on ActivityNet dataset.

روش	mAP (%)	mAR (%)	F (%)
Jiang و همکاران [55]	63.8	62.7	63.2
Xu و همکاران [65]	64.4	62.1	63.2
Ma و همکاران [66]	66.5	63.3	64.8
Ye و همکاران [67]	67.8	66.5	67.1
Jhuo و همکاران [68]	68.3	68.0	68.1
Liu و همکاران [69]	71.5	69.3	70.3
Zhao و همکاران [37]	72.1	70.0	71.0
Wu و همکاران [70]	73.0	71.4	72.1
روش پیشنهادی	75.4	73.6	74.4

جدول (۴) عملکرد کدگذاری مکانی-زمانی

ارائه شده را با بهترین روش های موجود مقایسه می کند. همان طور که نشان داده شده است، کدگذاری وابسته به

[۲] شفیع پور یوردشاهی سجاد، سیدعربی هادی، آقاگل زاده علی. شناسایی چهره در رشته های ویدیویی با استفاده از افکنش متعامد با حفظ ساختار محلی. پردازش علائم و داده ها. ۱۳۹۵؛ ۱۳ (۲): ۱۴۹–۱۳۹.

- [3] Z. Xu, Y. Yang, and A. G. Hauptmann, “A discriminative CNN video representation for event detection,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015, pp. 1798–1807, Accessed: Apr. 08, 2016. [Online].
- [4] L. Wang, C. Gao, J. Liu, and D. Meng, “A novel learning-based frame pooling method for event detection,” *Signal Processing*, vol. 140, pp. 45–52, 2017.
- [5] S. Kwak, B. Han, and J. H. Han, “Scenario-based video event recognition by constraint flow,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011, pp. 3345–3352.
- [6] Y. Cong, J. Yuan, and J. Luo, “Towards scalable summarization of consumer videos via sparse dictionary selection,” *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 14, no. 1, pp. 66–75, 2012.
- [7] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2005, vol. 1, pp. 886–893.
- [8] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International journal of computer vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004.
- [9] K. E. Van De Sande, T. Gevers, and C. G. Snoek, “Evaluating color descriptors for object and scene recognition,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, no. 9, pp. 1582–1596, 2010.
- [10] I. Laptev, “On space-time interest points,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 64, no. 2, pp. 107–123, 2005.
- [11] M. Chen and A. Hauptmann, “Mosift: Recognizing human actions in surveillance videos,” Carnegie Mellon University, Technical Report CMU-CS-09-161, 2009.
- [12] H. Wang, A. Kläser, C. Schmid, and C.-L. Liu, “Action recognition by dense trajectories,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2011, pp. 3169–3176.

Jhuo و همکاران [68]	13.6
Liu و همکاران [69]	17.8
Zhao و همکاران [37]	19.5
Wu و همکاران [70]	22.3
روش پیشنهادی	48.1

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، به بررسی تحلیل وقایع بصری در ویدئو پرداختیم. توصیف گرهای مبتنی بر یادگیری عمیق را برای توصیف اولیه قاب ها به کار بردیم. سپس، یک روش کدگذاری مکانی-زمانی برای توصیف ویدئو ارائه دادیم. این روش، که مبتنی بر کدگذاری VLAD است، بعد زمانی سیگنال ویدئو را در مدل آن لحاظ می کند و به طبقه بندی بهتری برای تشخیص وقایع بصری منجر می شود. روش ارائه شده را در قالب یک مسأله بهینه سازی محدب بیان و با کتابخانه های موجود مسائل محدب آن را حل کردیم. در نهایت، روش ارائه شده را روی دو مجموعه داده عمومی و بزرگ آزمودیم. روش پیشنهادی نه تنها عملکرد تشخیص وقایع بصری را با سه معیار میانگین دقت متوسط، میانگین فراخوانی متوسط، و معیار F نسبت به بهترین روش های موجود بهبود می دهد، بار محاسباتی کمتری از آنها نیز دارد. در ادامه این پژوهش مطلوب است که کدگذاری مکانی-زمانی پیشنهادی را به صورت یک لایه شبکه CNN تبدیل کرد. با این کار می توان کل روند تشخیص مفاهیم و کدگذاری آنها و یافتن توصیف گر ویدئو را با اعمال یک CNN به ویدئو به انجام رساند. با انجام این کار، استخراج ویژگی های سطح قاب و کدگذاری آنها در روندی توأم با هم به دست می آیند. پیش بینی می شود که این روند نسبت به روند فعلی که این دو کار مستقل از هم صورت می گیرند به نتایج بهتری هم از لحاظ دقت و هم از لحاظ بار محاسباتی منجر شود.

6- References

۶- مراجع

- [1] M. Mohseni and M. Seriani, “Pedestrian Detection in Infrared Image Sequences Using SVM and Histogram Classifiers,” *JSDP*, vol. 6, no. 1, pp. 79–90, 2009.
- [۱] محسن، سیرانی محسن. تشخیص عابر پیاده با استفاده از کلاس بندهای SVM و هیستوگرام در توالی تصاویر مادون قرمز. پردازش علائم و داده ها. ۱۳۸۸؛ ۶ (۱).
- [2] S. Shafeipour Yourdeshahi, H. Seyedarabi, and A. Aghagolzadeh, “Video based Face

- [23] P. Scovanner, S. Ali, and M. Shah, "A 3-dimensional sift descriptor and its application to action recognition," in *Proceedings of the 15th ACM international conference on Multimedia*, Sep. 2007, pp. 357–360.
- [24] A. Klaser, M. Marszałek, and C. Schmid, "A spatio-temporal descriptor based on 3d-gradients," in *Proceedings of the 19th British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2008, pp. 99.1-99.10.
- [25] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, Nov. 1998.
- [26] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, "Imagenet: A large-scale hierarchical image database," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2009, pp. 248–255.
- [27] M. Momeny, M. A. Sarram, A. Latif, R. Sheikhpour, "A Convolutional Neural Network based on Adaptive Pooling for Classification of Noisy Images", *JSDP*, 2021, vol.17 (4), pp.139-154.
- [۲۷] مومنی محمد، صرام مهدی آقا، لطیف علی محمد، شیخ پور راضیه. ارائه یک شبکه عصبی کانولوشنال مبتنی بر ادغام تطبیقی پویا برای طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای. پردازش علائم و داده‌ها. ۱۳۹۹؛ ۱۷ (۴) ۱۳۹-۱۵۴.
- [28] D. Oneata, J. Verbeek, and C. Schmid, "The LEAR submission at Thumos 2014," 2014.
- [29] S. Zha, F. Luisier, W. Andrews, N. Srivastava, and R. Salakhutdinov, "Exploiting image-trained cnn architectures for unconstrained video classification," in *Proceedings of the 26th British Machine Vision Conference*, 2015, p. 60.1-60.13.
- [30] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Proceedings of the Advances in neural information processing systems*, Jan. 2012, pp. 1097–1105.
- [31] J. Deng, A. Berg, S. Satheesh, H. Su, A. Khosla, and L. Fei-Fei, "ILSVRC-2012, 2012," 2012, [Online]. Available: <http://www.image-net.org/challenges/LSVRC>.
- [32] M. D. Zeiler and R. Fergus, "Visualizing and understanding convolutional networks," in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2014, pp. 818–833.
- [33] V. Nair and G. E. Hinton, "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines," in *Proceedings of the 27th International*
- [13] H. Wang and C. Schmid, "Action recognition with improved trajectories," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Dec. 2013, pp. 3551–3558.
- [14] D. Oneata, J. Verbeek, and C. Schmid, "Action and event recognition with Fisher vectors on a compact feature set," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, Dec. 2013, pp. 1817–1824.
- [15] F. Metze, S. Rawat, and Y. Wang, "Improved audio features for large-scale multimedia event detection," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, Jul. 2014, pp. 1–6.
- [16] M.-L. Shyu, Z. Xie, M. Chen, and S.-C. Chen, "Video semantic event/concept detection using a subspace-based multimedia data mining framework," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 10, no. 2, pp. 252–259, 2008.
- [17] V. S. Tseng, J.-H. Su, J.-H. Huang, and C.-J. Chen, "Integrated mining of visual features, speech features, and frequent patterns for semantic video annotation," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 10, no. 2, pp. 260–267, 2008.
- [18] X. Peng and C. Schmid, "Encoding feature maps of cnns for action recognition," presented at the CVPR, THUMOS Challenge Workshop, 2015, Accessed: Apr. 08, 2016. [Online].
- [19] R. Baradaran, E. Golpar-Raboki, "Feature Extraction and Efficiency Comparison Using Dimension Reduction Methods in Sentiment Analysis Context", *JSDP*, 2019, vol. 16 (3), pp. 88-79.
- [۱۹] برادران راضیه، گلپر رابوکی عفت. استخراج ویژگی و بررسی کارایی روش‌های کاهش بُعد در زمینه تحلیل احساس. پردازش علائم و داده‌ها. ۱۳۹۸؛ ۱۶ (۳) ۷۹-۸۸.
- [20] F. Sherafati, J. Tahmoresnezhad, "Image Classification via Sparse Representation and Subspace Alignment", *JSDP*, 2020, vol.17 (2), pp.58-47
- [۲۰] شرافتی فریمه، طهمورث نژاد جعفر. طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از نمایش تنک و تطبیق زیرفضا. پردازش علائم و داده‌ها. ۱۳۹۹؛ ۱۷ (۲) ۴۷-۵۸.
- [21] R. Aly et al., "The AXES submissions at TrecVid 2013," 2013.
- [22] Y. Shi, Y. Tian, Y. Wang, and T. Huang, "Sequential deep trajectory descriptor for action recognition with three-stream CNN," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 19, no. 7, pp. 1510–1520, 2017.

- [45] T. De Campos, G. Csúrká, and F. Perronnin, "Images as sets of locally weighted features," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 116, no. 1, pp. 68–85, 2012.
- [46] N. Murray and F. Perronnin, "Generalized Max Pooling," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2014, pp. 2473–2480, doi: 10.1109/CVPR.2014.317.
- [47] T. Ge, Q. Ke, and J. Sun, "Sparse-Coded Features for Image Retrieval," in *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2013, pp. 1–11, Accessed: Nov. 10, 2016. [Online].
- [48] H. Jégou and O. Chum, "Negative evidences and co-occurrences in image retrieval: the benefit of PCA and whitening," in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2012, pp. 774–787, Accessed: Nov. 10, 2016. [Online].
- [49] M. K. Reddy, S. Arora, and R. V. Babu, "Spatio-temporal feature based VLAD for efficient video retrieval," in *Proceedings of 4th National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics*, 2013, pp. 1–4, Accessed: Nov. 10, 2016. [Online].
- [50] M. Jain, H. Jégou, and P. Bouthemy, "Better Exploiting Motion for Better Action Recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2013, pp. 2555–2562, doi: 10.1109/CVPR.2013.330.
- [51] M. Douze, H. Jégou, C. Schmid, and P. Pérez, "Compact video description for copy detection with precise temporal alignment," in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2010*, pp. 522–535, Accessed: Nov. 10, 2016. [Online].
- [52] A. Abbas, N. Deligiannis, and Y. Andreopoulos, "Vectors of locally aggregated centers for compact video representation," in *2015 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, 2015, pp. 1–6, Accessed: Nov. 07, 2016. [Online].
- [53] J. Revaud, M. Douze, C. Schmid, and H. Jégou, "Event Retrieval in Large Video Collections with Circulant Temporal Encoding," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2013, pp. 2459–2466, doi: 10.1109/CVPR.2013.318.
- [54] M. Grant and S. Boyd, CVX: Matlab software for disciplined convex programming, version 2.1. <http://cvxr.com/cvx>, 2014.
- [55] Y.-G. Jiang, G. Ye, S.-F. Chang, D. Ellis, and A. C. Loui, "Consumer video understanding: A benchmark database and an evaluation of human and machine performance," in *Proceedings of the 1st ACM International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2010, pp. 807–814.
- [34] M. Soltanian and S. Ghaemmaghami, "Hierarchical Concept Score Post-processing and Concept-wise Normalization in CNN based Video Event Recognition," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 21, no. 1, pp. 157–172, 2019.
- [35] Y. Han, X. Wei, X. Cao, Y. Yang, and X. Zhou, "Augmenting image descriptions using structured prediction output," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 16, no. 6, pp. 1665–1676, 2014.
- [36] H. Jégou, M. Douze, C. Schmid, and P. Pérez, "Aggregating local descriptors into a compact image representation," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2010, pp. 3304–3311.
- [37] Z. Zhao, Y. Song, and F. Su, "Specific video identification via joint learning of latent semantic concept, scene and temporal structure," *Neurocomputing*, vol. 208, pp. 378–386, 2016.
- [38] F. Perronnin and C. Dance, "Fisher kernels on visual vocabularies for image categorization," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2007, pp. 1–8, Accessed: Jul. 06, 2016. [Online].
- [39] F. Markatopoulou et al., "ITI-CERTH participation to TRECVID 2013," in *TRECVID 2013 Workshop*, 2013, pp. 12–17.
- [40] C. Sun and R. Nevatia, "Large-scale web video event classification by use of fisher vectors," in *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV)*, 2013, pp. 15–22, Accessed: Jul. 06, 2016. [Online].
- [41] R. Arandjelovic and A. Zisserman, "All about VLAD," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013, pp. 1578–1585, Accessed: Jul. 06, 2016. [Online].
- [42] J. Delhumeau, P.-H. Gosselin, H. Jégou, and P. Pérez, "Revisiting the vlad image representation," in *Proceedings of the 21st ACM international conference on Multimedia*, Oct. 2013, pp. 653–656.
- [43] G. Tolias, Y. Avrithis, and H. Jégou, "To Aggregate or Not to aggregate: Selective Match Kernels for Image Search," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, Dec. 2013, pp. 1401–1408, doi: 10.1109/ICCV.2013.177.
- [44] Y.-L. Boureau, J. Ponce, and Y. LeCun, "A theoretical analysis of feature pooling in visual recognition," in *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML)*, Jun. 2010, pp. 111–118.

- [68] I.-H. Jhuo et al., "Discovering joint audio-visual codewords for video event detection," *Machine vision and applications*, vol. 25, no. 1, pp. 33-47, 2014.
- [69] D. Liu, K.-T. Lai, G. Ye, M.-S. Chen, and S.-F. Chang, "Sample-specific late fusion for visual category recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2013, pp. 803-810.
- [70] Z. Wu, Y.-G. Jiang, J. Wang, J. Pu, and X. Xue, "Exploring inter-feature and inter-class relationships with deep neural networks for video classification," in *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia*, 2014, pp. 167-176.
- [56] "Pretrained CNNs - MatConvNet," 2017, Accessed: Jun. 12, 2017. [Online]. Available: <http://www.vlfeat.org/matconvnet/pretrained/>.
- [57] C.-C. Chang and C.-J. Lin, "LIBSVM: a library for support vector machines," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, vol. 2, no. 3, pp. 27.1-27.27, 2011.
- [58] "Matlab VideoUtils," SourceForge, 2015. <https://sourceforge.net/projects/videoutils/> (accessed May 29, 2016).
- [59] A. Vedaldi and K. Lenc, "MatConvNet: Convolutional neural networks for matlab," in *Proceedings of the 23rd Annual ACM Conference on Multimedia*, Oct. 2015, pp. 689-692.
- [60] A. Vedaldi and B. Fulkerson, "VLFeat: An open and portable library of computer vision algorithms," in *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia*, 2010, pp. 1469-1472.
- [61] Y.-G. Jiang, Q. Dai, T. Mei, Y. Rui, and S.-F. Chang, "Super Fast Event Recognition in Internet Videos," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 17, no. 8, pp. 1174-1186, 2015.
- [62] P. Napoletano, "Visual descriptors for content-based retrieval of remote-sensing images," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 39, no. 5, pp. 1343-1376, 2018.
- [63] C. Goutte and E. Gaussier, "A probabilistic interpretation of precision, recall and F-score, with implication for evaluation," in *Proceedings of the European Conference on Information Retrieval*, 2005, pp. 345-359.
- [64] F. Perronnin, J. Sánchez, and T. Mensink, "Improving the fisher kernel for large-scale image classification," in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Sep. 2010, pp. 143-156.
- [65] Z. Xu, Y. Yang, I. Tsang, N. Sebe, and A. G. Hauptmann, "Feature weighting via optimal thresholding for video analysis," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2013, pp. 3440-3447.
- [66] A. J. Ma and P. C. Yuen, "Reduced analytic dependency modeling: Robust fusion for visual recognition," *International journal of computer vision*, vol. 109, no. 3, pp. 233-251, 2014.
- [67] G. Ye, D. Liu, I.-H. Jhuo, and S.-F. Chang, "Robust late fusion with rank minimization," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2012, pp. 3021-3028.

محمد سلطانیان کارشناسی، کارشناسی



ارشد، و دکترای خود را در دانشگاه صنعتی شریف گذراند و هم‌اکنون استادیار گروه علوم رایانه دانشکده علوم ریاضی و رایانه در دانشگاه خوارزمی

است. این کار پژوهشی مرتبط با پژوهش‌هایی است که وی در دوره دکترا انجام داده است. علایق پژوهشی ایشان شامل هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، پردازش تصویر و ویدئو، و پردازش صحبت است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

m.soltanian@khu.ac.ir

شاهرخ قائم‌مقامی کارشناسی و



کارشناسی ارشد خود را در دانشگاه صنعتی شریف گذرانده و مدرک دکترای خود را از دانشگاه صنعتی کوئینزلند در بریزبین استرالیا اخذ کرده است. ایشان

در حال حاضر عضو هیئت‌علمی پژوهشکده الکترونیک و گروه مخابرات سیستم دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی شریف است. علایق پژوهشی وی در زمینه‌های پردازش تصویر، صوت، ویدئو، و نهان‌سازی اطلاعات است. دکتر قائم‌مقامی عضو IEEE و ACM و عضو هیئت تحریریه و کمیته علمی چندین مجله و کنفرانس است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

ghaemmag@sharif.edu

