ادامه ترجمه مقاله زبان تخصصی از ابتدای صفحه 31 تا انتهای صفحه 40

امین وفا

جدول 9. مجموعه‌داده‌های متداول برای یادگیری عمیق در IoT.

نام مجموعه‌داده	حیطه	ارائه‌دهنده	توضیحات	آدرس/لینک
مجموعه‌داده CGIAR	کشاورزی، آب و هوا	CCAFS	مجموعه‌داده‌های اقلیمی با تفکیک بالا برای حوزه‌های مختلف از جمله کشاورزی	http://www.ccafs-climate.org/
فرآیندکاوی آموزشی	آموزش	دانشگاه ژنو	ثبت فعالیت‌های 115 سوژه از طریق یک برنامه وقایع‌نگار حین یادگیری با یک شبیه‌ساز آموزشی	http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Educational+Process+Mining+%28EPM%29%3A+A+Learning+Analytics+Data+Set
مجموعه‌داده انرژی ساختمان تجاری	انرژی، خانه هوشمند	IIITD	مجموعه‌داده مربوط به انرژی از یک ساختمان تجاری که داده‌ها بیش از یک بار در دقیقه نمونه‌برداری شده است.	http://combed.github.io/
مصرف برق خانوارها به‌طور مجزا	انرژی، خانه هوشمند	EDF R&D، کلامارت، فرانسه	نرخ نمونه‌برداری یک دقیقه طی یک دوره تقریباً 4 ساله	http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Individual+household+electric+power+consumption
مجموعه‌داده AMPds	انرژی، خانه هوشمند	اس. ماکونین	AMPds شامل اندازه‌گیری برق، آب و گاز طبیعی در فواصل یک دقیقه برای مدت پایش 2 ساله	http://ampds.org/

برق خانگی در سطح لوازم خانگی انگلیس	انرژی، خانه هوشمند	کلی و ناتنبلت	تقاضای برق پنج خانه. در هر خانه تقاضای برق کل خانه و همچنین تقاضای برق لوازم خانگی جداگانه ثبت می‌شود.	http://www.doc.ic.ac.uk/~dk3810/data/
پایگاه داده PhysioBank	مراقبته ای بهداشتی	PhysioNet	آرشیو بیش از 80 مجموعه‌داده فیزیولوژیکی.	https://physionet.org/physiobank/database/
مجموعه‌داده صوتی ساربروکن	مراقبته ای بهداشتی	دانشگاه سارلند	مجموعه ای از صدای ضبط شده بیش از 2000 نفر برای تشخیص پاتولوژیکی صدا.	http://www.stimmdatenbank.coli.uni-saarland.de/help en.php4
T-LESS	صنعت	CMP در دانشگاه فنی چک	مجموعه‌داده RGB-D و متدلوژی ارزیابی برای تشخیص و تخمین موقعیت ششبعدی اشیا بدون بافت	http://cmp.felk.cvut.cz/t-less/
کلکسیون مجموعه‌داده CityPulse	شهر هوشمند	پروژه CityPulse EU FP7	اطلاعات ترافیک جاده ای، داده‌های مربوط به آلودگی، آب و هوا، پارکینگ	http://iot.ee.surrey.ac.uk:8080/datasets.html
موسسه Open Data –گره Trento	شهر هوشمند	تلکام ایتالیا	آب و هوا، کیفیت هوا، برق، ارتباطات	http://theodi.fbk.eu/openbigdata/
مجموعه‌داده‌ها ی مالاگا	شهر هوشمند	شهر مالاگا	طیف وسیعی از شاخه‌ها مانند انرژی، ITS، آب و هوا، صنعت، ورزش و غیره.	http://datosabiertos.malaga.eu/dataset
حسگرهای گاز برای پایش فعالیت در خانه	خانه هوشمند	دانشگاه کالیفرنیا سن‌دیگو	داده‌های ثبت شده 8 حسگر گاز تحت سه وضعیت شامل نمایش‌های پس‌زمینه، شراب و موز.	http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Gas+sensors+for+home+activity+monitoring
مجموعه‌داده‌ها یCASAS برای فعالیت‌های زندگی روزمره	خانه هوشمند	دانشگاه ایالتی واشنگتن	چند مجموعه‌داده عمومی مربوط به عملکرد فعالیت‌های زندگی روزمره (ADL) در یک خانه دو طبقه، یک آپارتمان و یک محیط اداری.	http://ailab.wsu.edu/casas/datasets.html
مجموعه‌داده فعالیت انسان ARAS	خانه هوشمند	دانشگاه بوغازیچی	مجموعه‌داده‌های بازشناسی فعالیت‌های انسان جمع‌آوری شده از دو خانه واقعی با ساکنان متعدد در طی دو ماه.	https://www.cmpe.boun.edu.tr/aras/
داده‌های MERLSense	خانه و ساختمان هوشمند	آزمایشگاههای تحقیقاتی میتسوبیشی الکتریک	داده‌های حسگر حرکت رد باقیمانده از یک شبکه شامل بیش از 200 حسگر به مدت دو سال، حاوی بیش از 50 میلیون رکورد.	http://www.merl.com/wmd
SportVU	ورزش	Stats LLC	فیلم بازی‌های بسکتبال و فوتبال ضبط شده با 6 دوربین.	http://go.stats.com/sportvu

RealDisp	ورزش	او. بانوس	شامل طیف وسیعی از فعالیت‌های بدنی (تمرینات گرم کردن، سرد کردن و آمادگی جسمانی).	http://orestibanos.com/datasets.htm
مسیر تاکسی‌سرویس	حمل‌ونقل	پیش‌بینی چالش، ECML PKDD 2015	مسیرهای طی شده توسط تمام 442 تاکسی مشغول کار در شهر پورتو، پرتغال.	http://www.geolink.pt/ecmlpkdd2015-challenge/dataset.html
مسیرهای GeoLife GPS	حمل‌ونقل	مایکروسافت	یک مسیر GPS توسط دنباله‌ای از نقاط با مهر زمانی	https://www.microsoft.com/en-us/download/details.aspx?id=52367
داده‌های مسیر T-Drive	حمل‌ونقل	مایکروسافت	شامل مسیر یک هفته ای 10,357 تاکسی	https://www.microsoft.com/en-us/research/publication/t-drive-trajectory-data-sample/
داده‌های ردیابی اتوبوس شیکاگو	حمل‌ونقل	M. دوئرینگ	مسیرهای اتوبوس از اداره حمل‌ونقل شیکاگو به مدت 18 روز با نرخ بین 20 تا 40 ثانیه.	http://www.ibr.cs.tu-bs.de/users/mdoering/bustraces/
اطلاعات سفر اوبر	حمل‌ونقل	FiveThirty-Eight	حدود 20 میلیون حمل مسافر اوبر در شهر نیویورک در طی 12 ماه.	https://github.com/fivethirtyeight/uber-tlc-foil-response
بازشناسی علائم راهنمایی و رانندگی	حمل‌ونقل	کی. لیم	سه مجموعه‌داده شامل علائم راهنمایی و رانندگی کره در روز، کره در شب و آلمان در روز بر اساس قوانین راهنمایی و رانندگی وین.	https://figshare.com/articles/Traffic_Sign Recognition_Testsets/4597795
DD17	حمل‌ونقل	جی. بیناس	مجموعه‌داده رانندگی پایان به پایان دیویس	http://sensors.ini.uzh.ch/databases.html

... IoT، چرا که DL برای دستیابی به دقت بیشتر به داده‌های بیشتری نیاز دارد. علاوه بر این، داده‌های بیشتر از بیش‌برازش مدل‌ها جلوگیری می‌کند. این نقصان مانعی برای استقرار و پذیرش تحلیل IoT بر اساس DL به شمار می‌رود، زیرا اعتبارسنجی و ارزیابی تجربی سیستم باید در دنیای واقعی امیدبخش باشد. دسترسی به مجموعه‌داده‌های دارای کپی‌رایت یا ملاحظات حفظ حریم خصوصی نیز دغدغه‌هایی هستند که بیشتر در حیطه‌های مرتبط با داده‌های انسانی مانند مراقبت بهداشتی و آموزش رایج است. همچنین، سبدی از مجموعه‌داده‌های مناسب کمک زیادی به توسعه‌دهندگان و محققان خواهد بود. یک فهرست کلی از مجموعه‌داده‌های مفید در ویکی‌پدیا گردآوری شده است [214]. برای راحتی محققان در کاربردهای یادگیری ماشین در اینترنت اشیا، کلکسیونی از مجموعه‌داده‌های رایج مناسب جهت استفاده برای DL در جدول 9 ارائه شده است.

2) پیش پردازش:

آماده‌سازی داده‌های خام در قالب نمایش مناسب جهت تغذیه مدل‌های DL چالش دیگری برای کاربردهای IoT است. اکثر رویکردهای DL برای دستیابی به نتایج خوب به نوعی پیش‌پردازش نیاز دارند. به عنوان مثال، تکنیک‌های پردازش تصویر توسط CNNها زمانی عملکرد بهتری دارد که داده‌های ورودی در سطح پیکسل نرمال شوند، به یک بازه خاص تغییر مقیاس یابند یا به یک نمایش استاندارد تبدیل شوند [37] [60]. برای کاربردهای IoT، پیش‌پردازش پیچیده‌تر است زیرا این سیستم با داده‌هایی از

منابع مختلف سروکار دارد که ممکن است هنگام نمایش داده‌های گم شده دارای فرمت‌ها و توزیع‌های مختلفی باشد.

3) یادگیری عمیق امن و با حفظ محرمانگی:

حصول اطمینان از امنیت و محرمانگی داده‌ها یک دغدغه اصلی در بسیاری از کاربردهای IoT است، زیرا کلان داده IoT برای تحلیل از طریق اینترنت منتقل می‌شود، و بنابراین در سراسر جهان قابل مشاهده است. با وجود استفاده از گمنام‌سازی در بسیاری از کاربردها، این تکنیک‌ها می‌توانند هک شده و به‌عنوان داده‌های ناشناس بازشناسایی شوند. علاوه بر این، مدل‌های آموزشی DL نیز در معرض حملات خرابکارانه، مانند تزریق داده‌های غلط و یا ورودی‌های نمونه خصمانه هستند، که از این طریق بسیاری از الزامات کارکردی و یا غیرکارکردی IoT (مثل دسترس‌پذیری، قابلیت اطمینان، اعتبار، اعتماد، و غیره) ممکن است به مخاطره بیفتند. در واقع، مدل‌های DL ویژگی‌ها را از داده‌های خام یاد می‌گیرد، و بنابراین قادر به یادگیری از هر داده نامعتبر تغذیه شده به آن است. در این حالت، مدل‌های DL باید با سازوکارهایی برای کشف داده‌های غیرعادی یا نامعتبر تقویت شوند. یک مدل DL پایش داده همراه با مدل اصلی باید در چنین سناریوهایی کار کند. پیپرنات و همکاران [215] آسیب پذیری DNNها را در شرایط حمله بررسی کرده اند که در آن مهاجم سعی در ارائه ورودی‌هایی دارد که به طبقه بندی خروجی نادرست منجر شده و از این رو باعث خراب شدن صحت طبقه بندی شود. توسعه تکنیک‌های بیشتر برای دفاع و پیشگیری از اثر این نوع حملات بر مدل‌های DL برای کاربردهای IoT قابل اطمینان ضروری است.

4) چالش‌های 6V:

به رغم پیشرفت‌های اخیر در DL برای کلان داده، هنوز چالش‌های قابل توجهی وجود دارد که باید برای بلوغ این فناوری حل و فصل شود. هر مشخصه کلان داده IoT چالشی بر تکنیک‌های DL تحمیل می‌کند. در ادامه این چالش‌ها را مشخص می‌کنیم.

حجم عظیم داده ها، چالش بزرگی برای DL به‌ویژه برای پیچیدگی زمان و ساختار ایجاد می‌کند. تعداد زیاد داده‌های ورودی، تعداد گسترده خصوصیات آنها و میزان بالای دسته‌بندی آنها منجر به یک مدل DL بسیار پیچیده شده و بر کارایی زمان اجرا تأثیر می‌گذارد. اجرای DL در فریم‌ورک‌های توزیع شده یا خوشه های CPUها با پردازش موازی، راهکاری مناسب است که توسعه یافته است [7]. حجم بالای کلان داده IoT چالش دیگری نیز به همراه دارد، که عبارتست از داده‌های نویزدار و بدون برچسب. حتی اگر DL در تحمل داده‌های نویزدار و یادگیری از داده‌های بدون برچسب بسیار خوب باشد، مشخص نیست که مدل‌های DL در حضور این داده‌های غیرعادی تا چه حد می‌توانند دقیق باشند.

تنوع فرمت‌های داده IoT که از منابع مختلف به دست می‌آیند، چالش مدیریت تعارضات بین منابع مختلف داده را نشان می‌دهد. در صورت عدم تعارض در منابع داده، DL از توانایی کار مؤثر بر روی داده‌های نامتجانس برخوردار است.

سرعت بالای کلان داده IoT، یعنی نرخ بالای تولید داده، چالش پردازش و تحلیل داده‌ها با سرعت بالا را نیز به همراه دارد. یادگیری آنلاین راه‌حلی برای سرعت بالا بوده و برای DNNs ارائه

شده است. با این حال، تحقیقات بیشتری برای تقویت DL با تکنیک‌های یادگیری آنلاین و یادگیری ترتیبی لازم است.

صحت کلان داده IoT نیز چالش‌هایی را برای تحلیل DL ارائه می‌دهد. اگر داده‌های ورودی از یک منبع قابل اعتماد تهیه نشوند، تحلیل کلان داده IoT مفید نخواهد بود. اعتبارسنجی و موثق بودن باید در هر سطح تحلیل کلان داده بررسی گردد، به ویژه هنگامی که با جریان‌های آنلاین داده ورودی به موتور تحلیلی سروکار داریم [216].

علاوه بر این، تنوع کلان داده IoT (تنوع در نرخ جریان داده ها) چالش‌هایی برای تحلیل آنلاین ایجاد می‌کند. در مورد جریان‌های داده عظیم، تکنیک‌های DL و به‌ویژه روش‌های آنلاین، از پس آنها بر می‌آیند. در این سناریوها، تکنیک‌های نمونه‌گیری داده سودمند خواهد بود.

در نهایت، چالش اصلی مدیران کسب و کار در به کارگیری کلان داده این است که چگونگی استفاده از تحلیل کلان داده جهت افشای ارزش آن و بهبود کسب‌وکارشان برای آنها روشن نیست [217]. فراتر از آن، ممکن است موتور تحلیلی اطلاعات انتزاعی تولید کند که برای ذینفعان واجد اهمیت نیست، و یا برایشان به حد کافی واضح نیست.

5) یادگیری عمیق برای دستگاه های IoT:

توسعه DL در دستگاه های IoT چالش جدیدی برای طراحان دستگاه IoT ایجاد کرده، تا الزامات استفاده از DNNها در دستگاه های دارای منبع محدود را مدنظر قرار دهند. انتظار می‌رود با

افزایش هر روزه حجم مجموعه‌داده ها، این الزامات افزایش یابند و الگوریتم‌های جدیدی به عنوان بخشی از راهکارهای DL در IoT به وجود آیند.

6) محدودیت‌های یادگیری عمیق:

با وجود نشان دادن نتایج چشمگیر در بسیاری کاربردها، مدل‌های DL هنوز محدودیت‌های متعددی دارند. نگوین و همکاران [218] گزارشی در مورد اعتماد کاذب به DDN برای پیش‌بینی تصاویر غیرقابل تشخیص توسط انسان ارائه دادند. با تولید نمونه‌های گول زننده کاملاً غیرقابل تشخیص توسط انسان، DDN آنها را به عنوان اشیا آشنا دسته‌بندی می‌کند.

محدودیت دیگر تمرکز مدل‌های DL بر دسته‌بندی است، درحالی‌که بسیاری از کاربردهای IoT (مثلا، پیش‌بینی بار الکتریکی، پیش‌بینی دما) نیاز به نوعی رگرسیون در مرکز تحلیل خود دارند. پژوهش‌های کمی سعی در غنابخشی DNNها با قابلیت رگرسیون داشته‌اند، مانند پژوهش گزارش شده در [219] که ترکیبی از DBN و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) برای کارهای رگرسیون پیشنهاد می‌کند. با این حال، برای روشن بسیاری از جنبه‌های از رگرسیون با DL، تحقیقات بیشتری لازم است.

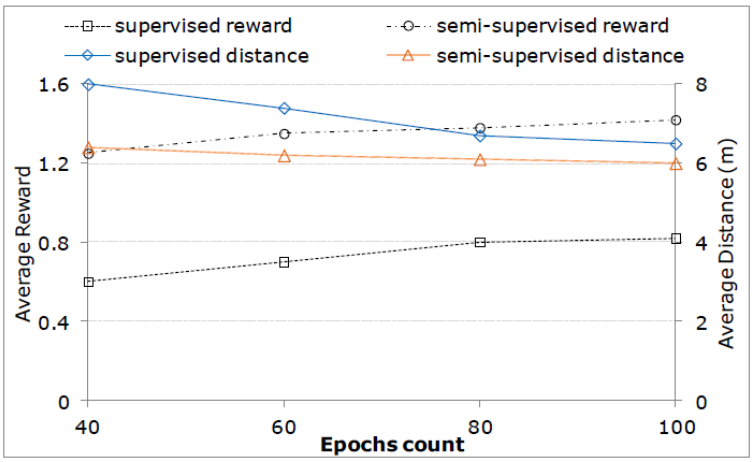
ب - مسیرهای آینده

1) داده‌های موبایل IoT:

یک بخش قابل توجه از داده‌های IoT مربوط به دستگاه‌های موبایل است. بررسی روش‌های کارآمد جهت استفاده از کلان داده موبایل

ترجمه تخصصی انواع محتوا
https://transis.me

به همراه رویکردهای DL، راهی برای ارائه خدمات بهتر در حیطه‌های IoT به‌ویژه در سناریوهای شهر هوشمند است. در [220]، قابلیت‌های مدل‌های DL در تحلیل کلان داده موبایل با استفاده از یک فریم‌ورک یادگیری توزیع شده که یک وظیفه تکراری MapReduce را روی چند کارگر موازی Spark اجرا می‌کند، بررسی شده است.



شکل 21. یادگیری تقویتی عمیق فقط با داده‌های دارای برچسب (نظارت شده) در مقابل داده‌های دارای برچسب و بدون برچسب (نیمه‌نظارتی). در هر دور، مدل نیمه‌نظارتی از هر دو لحاظ مجموع پاداش‌های دریافتی و نزدیکی به هدف عملکرد بهتری نسبت به مدل نظارت شده دارد.

2) ادغام اطلاعات زمینه‌ای:

وضعیت محیط را نمی‌توان تنها با داده‌های حسگر IoT درک کرد. بنابراین، لازم است داده‌های اینترنت اشیا با منابع داده دیگر ادغام شود، یعنی، اطلاعات زمینه‌ای که درک از محیط را تکمیل

ترجمه تخصصی انواع محتوا
https://transis.me

می‌کنند [12]. این ادغام همچنین می‌تواند به دلیل فضای جستجوی محدود موتور استدلال، به تحلیل سریع داده‌ها و استدلال سریع کمک کند. به عنوان مثال، یک دوربین هوشمند با قابلیت تشخیص حالت چهره می‌تواند در زمینه‌های مختلفی مانند گیت‌های امنیتی در خانه‌های هوشمند یا ساختمان‌های دولتی و یا در اتومبیل‌های هوشمند برای کمک به رانندگی ایفای نقش کند. در تمام این شرایط، اطلاعات زمینه‌ای تکمیلی (به عنوان مثال، زمان در روز، عادات روزمره، و غیره) به سیستم کمک می‌کند تا درباره بهترین اقدام قابل انجام بر اساس حالت شناسایی شده فرد استدلال نماید.

3) تدارک منابع آنلاین برای تحلیل اینترنت اشیا:

استقرار تحلیل داده سریع مبتنی بر DL در مه و ابر نیاز به تدارک آنلاین منابع مه یا ابر برای میزبانی جریان داده دارد. با توجه به ماهیت جریان داده‌های IoT، اطلاع از حجم دنباله داده‌ها از قبل مقدور نیست. در این راستا، به دسته جدیدی از الگوریتم‌ها نیاز داریم که براساس جریان فعلی داده‌ها کار کند و بر دانش قبلی جریان داده متکی نباشد. سازوکار DL و یک الگوریتم حراجی آنلاین به ترتیب در [88] و [221] برای پشتیبانی از تدارک آنلاین منابع مه و ابر برای کاربردهای IoT پیشنهاد شده است.

4) فریم‌ورک‌های تحلیلی نیمه‌نظارتی:

اکثر الگوریتم‌های تحلیلی نظارت شده هستند، و بنابراین به مقدار زیادی داده آموزشی دارای برچسب نیاز دارند که یا در دسترس نیستند و یا تهیه آنها هزینه هنگفتی دارد. بر اساس

گزارش IDC [89]، برآورده شده که تا سال 2012، فقط حدود 3% از کل داده‌ها در جهان دیجیتال حاشیه‌نویسی شده است، که حکایت از منبع ضعیف مجموعه‌داده‌های آموزش برای DL دارد. ترکیبی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیشرفته دستگاه طراحی شده برای شرایط نیمه‌نظارتی، برای سیستم‌های شهرهای هوشمند مناسب است، که در آنها می‌توان از مجموعه‌داده‌های آموزشی کوچک استفاده کرد، درحالی‌که عامل یادگیری با استفاده از مقدار زیادی داده بدون برچسب، دقت خود را بهبود می‌بخشد [5]. شکل 21 نقش یادگیری نیمه‌نظارتی را در بهبود دقت خروجی برای یادگیری تقویتی عمیق [61] در آزمایش‌های مکانیابی داخل ساختمان نشان می‌دهد. در آزمایشات آنها، فقط 15% از داده‌ها دارای برچسب بودند، اما با بهره‌گیری از داده‌های بدون برچسب در الگوریتم، نتایج تقویت شدند.

5) تحلیل IoT قابل اتکا و قابل اطمینان:

با اتکای بیشتر بر CPS و IoT در مقیاس بزرگ، نیاز به سازوکارهایی برای حصول اطمینان از ایمنی سیستم در برابر حملات خرابکارانه و همچنین خرابی اهمیت بیشتری می‌یابد [222]. در این راستا می‌توان از طریق تحلیل حجم عظیم ردپاهای وقایع‌نگار سیستم‌های CPS و IoT، به منظور شناسایی و پیش‌بینی نقاط ضعف سیستم که در آنجا احتمال حمله یا نقص در عملکرد می‌رود، از رویکردهای DL استفاده کرد. این کار در پیشگیری یا ترمیم نقایص به سیستم کمک کرده و در نتیجه باعث افزایش میزان اتکاپذیری سیستم‌های CPS و IoT می‌شود.

6) شبکه‌های ارتباطی خودسازمانده:

با توجه به تعداد بسیار زیاد دستگاه‌های IoT، پیکربندی و نگهداری ارتباطات و شبکه M2M فیزیکی زمینه‌ای آنها سختتر می‌شود. هرچند تعداد زیاد گره‌های شبکه و ارتباط آنها چالشی برای رویکردهای سنتی یادگیری ماشین است، اما فرصتی برای معماران DL مهیا می‌سازد تا با ارائه طیف وسیعی از کارهای خودکار مانند خودپیکربندی، خودبهینه‌سازی، خودترمیمی و توازن بار خودکار، شایستگی خود را در این زمینه به اثبات برسانند. والنته و همکاران [223] مروری بر رویکردهای سنتی یادگیری ماشین برای خودسازماندهی شبکه‌های سلولی ارائه کرده‌اند.

7) کاربردهای نوظهور IoT:

وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین: استفاده از وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین (پهپاد UAV) یک کاربرد امیدبخش است که می‌تواند ارائه خدمات در مناطق صعب‌العبور یا در شرایط وخیم را بهبود بخشد. پهپادها همچنین در بسیاری از کاربردهای تحلیل تصویر در زمان واقعی مانند کارهای نقشه‌برداری، عملیات جستجو و نجات، و بازرسی زیرساختها استفاده شده‌اند [224]. به کارگیری این دستگاه‌ها با چندین چالش روبروست، از جمله مسیریابی، صرفه جویی در مصرف انرژی، اجتناب از مناطق خصوصی و اجتناب از موانع [225] و غیره. DL می‌تواند تأثیر زیادی در این زمینه برای پیش‌بینی و تصمیم‌گیری در انجام وظایف جهت بهره‌برداری بهینه از پهپادها داشته باشد. علاوه بر این، پهپادها را می‌توان به عنوان پلتفرم‌های تحلیلی پروازی تلقی کرد که به‌طور بالقوه می‌توانند خدمات تحلیلی موقت رایانش مه و همچنین تحلیل توزیع شده ارائه دهند.

واقعیت مجازی/افزوده: واقعیت مجازی/افزوده حیطه کاربرد دیگری است که می‌تواند هم از IoT و هم از DL بهره گیرد. از دومی می‌توان در این حوزه جهت ارائه سرویس‌هایی مانند ردیابی شی [226]، تشخیص فعالیت، دسته‌بندی تصویر و تشخیص اشیا [227] و بسیاری موارد دیگر استفاده کرد. واقعیت افزوده می‌تواند تأثیر زیادی بر حوزه‌های متعددی از جمله آموزش، موزه ها، خودروهای متصل هوشمند، و غیره بگذارد.

روبات‌های سیار: از روبات‌های سیار در بسیاری از محیطهای تجاری و صنعتی برای جابجایی مواد یا انجام کار در محیطهای خطرناک استفاده می‌شود. از DL در کارهای پژوهشی زیادی به منظور توسعه نرم افزار کنترل هوشمند برای روبات‌های سیار استفاده شده است [228] [229]. توانایی ادراک محیط از طریق انواع حسگرهای مختلف، مانند لیدارها و دوربین ها، آنها را به مبحثی مهم برای ارزیابی کارایی تکنیک‌های CNN برای انواع کارهای مبتنی بر بینایی تبدیل کرده است. یک الزام جدی برای روبات‌های موبایل آن است که مدل‌های DL باید قادر به ارائه پاسخگویی در زمان واقعی باشند.

8. نتیجه‌گیری

DL و IoT در سالیان اخیر، توجه پژوهشگران فعالان تجاری را به خود جلب کرده، چرا که اثر مثبت این دو روند فناوری بر زندگی، شهرها، و جهان ما به اثبات رسیده است. IoT و DL یک زنجیره تولیدکننده - مصرفکننده داده‌ها را می‌سازند، که در آن IoT داده‌های خام تولید می‌کند که توسط مدل‌های DL تحلیل می‌شود و

مدل‌های DL انتزاع و بینش سطح بالا تولید می‌کنند که برای تنظیم دقیق و بهبود سرویس به سیستم‌های IoT خورانده می‌شود.

در این مقاله، خصوصیات داده‌های IoT و چالش‌های آن برای روش‌های DL را بررسی کردیم. به داده‌های سریع و جریان IoT و همچنین کلان داده IoT به‌عنوان دو دسته اصلی تولید داده IoT و الزامات آنها برای تحلیل به‌طور ویژه پرداختیم. همچنین چند معماری اصلی DL مورد استفاده در زمینه کاربردهای IoT و در ادامه تعدادی فریم‌ورک متن‌باز برای توسعه معماری DL ارائه دادیم. قسمتی دیگر از این مقاله شامل بررسی کاربردهای مختلف در بخش‌های مختلف IoT است که از DL استفاده کرده اند؛ در این زمینه، پنج سرویس بنیادی به همراه یازده حوزه کاربرد شناسایی کردیم. با تشخیص سرویس‌های بنیادی، و همچنین کاربردهای عمودی اینترنت اشیا و بررسی رویکردهای DL و موارد استفاده آنها، مبنایی برای سایر پژوهشگران به منظور درک اجزای اصلی سرویس‌های هوشمند IoT و به کارگیری تکنیک‌های مربوطه در مسائل خود ارائه کردیم. پارادایم جدید پیاده‌سازی DL در دستگاه‌های IoT بررسی شد و تعدادی رویکرد برای دستیابی به آن معرفی شد. DL مبتنی بر زیرساخت‌های مه و ابر برای پشتیبانی از کاربردهای IoT، قسمت دیگری از این مقاله بود. همچنین چالش‌ها و سمت‌وسوی تحقیقات آتی در مسیر DL برای کاربردهای IoT را شناسایی کردیم.

فهرست کلمات اختصاری

5G: نسل 5 (شبکه‌های سلولی)

AE: خودرمزگذار

AI: هوش مصنوعی

AMQP: پروتکل پیشرفته صف‌بندی پیام

ANN: شبکه عصبی مصنوعی

BAC: کلسیفیکاسیون عروق پستان

BLE: بلوتوث کم انرژی

BPTT: پس‌انتشار در طول زمان

CAE: خودرمزگذار انقباضی

CDR: رکورد جزئیات تماس گیرنده

CIFAR: موسسه تحقیقات پیشرفته کانادا

CNN: شبکه عصبی پیچشی

CoAP: پروتکل کاربردهای محدود شده

CPS: سیستم سایبری-فیزیکی

CRBM: ماشین بولتزمن محدود شرطی

DAE: خودرمزگذار نویززدا

DBN: شبکه باور عمیق

DL: یادگیری عمیق

DNN: شبکه عصبی عمیق

DNS-SD: کشف سرویس DNS

DRL: یادگیری تقویتی عمیق

ELM: یادگیری ماشین افراطی

FDC: تشخیص و دسته‌بندی عیب

FDI: تزریق داده غلط

FNN: شبکه عصبی پیشخور

GAN: شبکه خصمانه مولد

GBM: ماشین تقویت‌کننده گرادیان

GLM: مدل خطی تعمیم‌یافته

GPU: واحد پردازش گرافیک

HMM: مدل مارکوف پنهان

HVAC: گرمایش، سرمایش و تهویه مطبوع

INS: سیستم ناوبری اینرسی

IoT: اینترنت اشیا

IPA: دستیار شخصی هوشمند

ITS: سیستم حمل‌ونقل هوشمند

LSTM: حافظه کوتاه‌مدت طولانی

M2M: ماشین به ماشین

MAPE: میانگین قدرمطلق درصد خطا

mDNS: DNS چندپخشی

ML: یادگیری ماشین

MLP: پرسپترون چندلایه

MNIST: موسسه ملی استاندارد و فناوری اصلاح شده

MOOC: دوره‌های درسی آنلاین باز جمعی

MQTT: ترابرد دورسنجی صف پیام

RBN: ماشین بولتزمن محدود

ReLU: واحدهای خطی یکسو شده

RL: یادگیری تقویتی

RNN: شبکه عصبی بازگشتی

SaaS: نرم افزار به‌عنوان سرویس

SdA: خودرمزگذار نویززدای انباشته

SGD: کاهش گرادیان تصادفی

SVM: ماشین بردار پشتیبان

SVR: رگرسیون بردار پشتیبان

TPU: واحد پردازش تانسور

UAV: وسیله نقلیه هوایی بدون سرنشین

VAE: خودرمزگذار متغیر

VGG: گروه هندسه بصری

V LC: ارتباط نور بصری

WSN: شبکه حسگر بی‌سیم

XMPP: پروتکل پیام‌رسانی و حضور توسعه‌پذیر