

پیشنهاد موضوع پروژه‌ی درس یادگیری ماشین

بهار ۱۳۹۹

مریم سادات هاشمی

۹۸۷۲۲۲۳۳

انتقال یادگیری

۱ چکیده

تهیه داده‌های دارای برچسب برای آموزش الگوریتم‌های یادگیری ماشین بسیار مهم است. با این حال، به دست آوردن تعداد کافی از داده‌های برچسب‌دار در کاربردهای واقعی اغلب گران و زمان‌بر است. انتقال یادگیری^۱ یا تطبیق دامنه یا توزیع^۲ یک روش مناسب است که برای تقویت عملکرد یادگیری در یک دامنه هدف^۳ با برچسب‌های معدود یا بدون برچسب، دانش یک دامنه منبع^۴ با برچسب‌گذاری مناسب را به دامنه هدف منتقل می‌کند [1]. از آنجا که دامنه‌های منبع و هدف دارای توزیع‌های مختلف هستند، روش‌های بی‌شماری برای کاهش واگرایی توزیع‌ها پیشنهاد شده است.

در ادامه، چالش‌های انتقال یادگیری و مشکلات روش‌های موجود در این زمینه را بیان می‌کنیم. سپس به طور مختصر توضیح خواهیم داد که هر کدام از مقاله‌هایی که انتخاب کرده‌ایم؛ برای حل کدام یک از این چالش‌ها و مشکلات چه روش‌هایی پیشنهاد داده‌اند.

بسیاری از روش‌های تطبیق توزیع موجود، یکی از توزیع‌های حاشیه‌ای^۵ یا شرطی^۶ و یا هر دو را تطبیق می‌دهند. در مقاله‌های اخیر ثابت شده است که استفاده از هر دو توزیع عملکرد بهتری را نتیجه می‌دهد. اما روش‌های کنونی تاثیر هر دو توزیع را یکسان در نظر می‌گیرند در حالی که وقتی مجموعه داده‌ها بسیار متفاوت باشند، به این معنی است که توزیع

^۱ Transfer Learning

^۲ Domain Adaptation or Distribution

^۳ Target Domain

^۴ Source Domain

^۵ [توزیع حاشیه‌ای](#) یک توزیع احتمالاتی است از توزیع احتمال متغیرهای موجود در یک زیر مجموعه.

^۶ [توزیع شرطی](#) یک توزیع احتمالاتی است که اگر توزیع احتمال توام دو متغیر تصادفی X و Y را داشته باشیم، توزیع احتمال Y به شرط X ، توزیع احتمال Y است وقتی X دارای مقدار مشخصی باشد.

حاشیه‌ای اهمیت بیشتری دارد و وقتی مجموعه داده‌ها مشابه هستند، به این معنی است که توزیع شرطی به توجه بیشتری نیاز دارد. از این رو، لازم است از هر دو توزیع با وزنی مناسب با اهمیت آن‌ها برای تطبیق استفاده نمود. علاوه بر این، نامتوازن بودن مجموعه داده بر روی تطبیق دامنه تاثیرگذار است که در روش‌های موجود این موضوع در نظر گرفته نمی‌شود. برای حل این دو مشکل، در [2] دو روش پیشنهاد شده است. روش اول BDA^۷ است که نه تنها می‌تواند توزیع‌های حاشیه‌ای و شرطی بین حوزه‌ها را تطبیق دهد، بلکه اهمیت این دو توزیع را به صورت متوازن تنظیم می‌کند. روش دوم W-BDA^۸ است که مشکل نامتوازن بودن مجموعه داده را حل می‌کند. W-BDA می‌تواند هنگام انجام تطبیق توزیع، وزن هر کلاس را به طور انطباقی تغییر دهد.

از دیگر مشکلات موجود در روش انتقال یادگیری می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱. بیشتر روش‌های سنتی و عمیق در انتقال یادگیری، روش‌های پارامتری است که باید طی فرآیندی بسیار گران قیمت و وقت گیر پارامترهای آن را تنظیم^{۱۰} کند. [3]
۲. ارزیابی متقابل^{۱۱}، که متداول‌ترین استراتژی برای انتخاب مدل‌ها و تنظیم پارامترها است، در انتقال یادگیری قابل استفاده نیست زیرا اغلب داده‌های برجسته خورده در دامنه هدف وجود ندارد. [1] [3]
۳. اگرچه روش‌های اخیر AutoML می‌تواند به طور خودکار پارامترها را از طریق هرس درخت، boosting و شبکه‌های عصبی تنظیم کنند اما آن‌ها قادر به مدیریت توزیع‌های مختلف بین دامنه‌ها نیستند و به طور معمول مدت زمان زیادی برای همگرایی لازم دارند. [3]

در مقاله [3] الگوریتمی پیشنهاد شده است که روشی ساده اما کارآمد را پیشنهاد می‌دهد که علاوه بر این که مشکلات ذکر شده را حل می‌کند، این امکان را فراهم می‌کند که بتوان الگوریتم یادگیری انتقال را بر روی دستگاه‌های کوچک که دارای منابع محاسباتی محدود هستند نیز اجرا کرد. اسم این روش را EasyTL^{۱۲} نامیدند. EasyTL قادر است بدون نیاز به انتخاب مدل و تنظیم هایپرپارامترها، انتقال دانش را در دامنه‌ها انجام دهد. EasyTL با بهره برداری از ساختارهای درون دامنه^{۱۳}، هم انتقال ویژگی‌ها و هم انتقال طبقه‌بند را به صورت غیر پارامتری می‌آموزد. برای انتقال ویژگی‌ها روشی به نام intra-domain alignment و برای انتقال طبقه‌بند روشی به نام Intra-domain programming را معرفی کرده است.^{۱۴} ادعایی که در این مقاله می‌شود این است که روش آن‌ها ساده، دقیق، کارآمد و توسعه پذیر است.

در این پروژه هدف ما این است که روشی که در [3] پیشنهاد شده است را پیاده سازی کنیم.

^۷ Balanced Distribution Adaptation

^۸ Weighted Balanced Distribution Adaptation

^۹ Hyperparameters

^{۱۰} tune

^{۱۱} Cross Validation

^{۱۲} Easy Transfer Learning

^{۱۳} Intra-domain structures

^{۱۴} توضیحات تکمیلی مربوط به این دو روش در ارائه حضوری به طور دقیق بحث خواهد شد.

۲ شرح مجموعه داده‌ها

۲,۱ مجموعه داده‌ها در [2]

۵ مجموعه داده‌ای که در [2] استفاده شده است از قرار زیر است:

USPS ۲/۱/۱

[USPS](#) یک مجموعه داده استاندارد برای تشخیص ارقام دست‌نویس ۰ تا ۹ است. USPS شامل ۷۲۹۱ تصویر آموزش و ۲۰۰۷ تصویر تست است.

MNIST ۲/۱/۲

[MNIST](#) نیز یک مجموعه داده برای تشخیص ارقام دست‌نویس صفر تا ۹ است. MNIST شامل ۶۰۰۰۰ تصویر آموزش و ۱۰۰۰۰ تصویر تست است.

COIL20 ۲/۱/۳

[COIL20](#) یک مجموعه داده شامل ۱۴۴۰ تصویر از ۲۰ شی است.

Office ۲/۱/۴

[Office](#) شامل ۳ دامنه amazon، webcam و DSLR است. هر یک از آن‌ها حاوی تصاویر از amazon.com یا تصاویر مربوط به محیط دفتر کار هستند که به ترتیب با روشنایی متفاوت تغییر کرده و به ترتیب با استفاده از وب کم یا دوربین dslr ایجاد می‌شوند. در هر دامنه ۳۱ دسته وجود دارد.

Caltech-256 ۲/۱/۵

[Caltech-256](#) شامل ۳۰۶۰۷ تصویر از ۲۵۶ شی مختلف است.

۲,۲ مجموعه داده‌ها در [3]

۴ مجموعه داده‌ای که در [3] استفاده شده است از قرار زیر است:

Amazon Review ۲/۲/۱

[Amazon Review](#) یک مجموعه داده تجزیه و تحلیل احساسات است که شامل بررسی‌های مثبت و منفی چهار نوع محصول است: لوازم آشپزخانه، دی وی دی، الکترونیک و کتاب.

Office-Caltech ۲/۲/۲

[Office-Caltech](#) شامل ۱۰ کلاس از تصاویر در آمازون، DSLR، وب کم و Caltech است.

Image-CLEF DA ۲/۲/۳

[Image-CLEF DA](#) شامل ۱۲ دسته تصویر متعلق به ۳ حوزه است: Caltech، ImageNet و Pascal.

Office-Home ۲/۲/۴

[Office-Home](#) شامل ۱۵،۵۰۰ تصویر از ۶۵ دسته از ۴ حوزه: Art، Clipart، Product و دنیای واقعی است.

- [1] Zhuang, Fuzhen and Qi, Zhiyuan and Duan, Keyu and Xi, Dongbo and Zhu, Yongchun and Zhu, Hengshu and Xiong, Hui and He, Qing, "A Comprehensive Survey on Transfer Learning," *arXiv*, vol. abs/1911.02685, 2019.
- [2] Wang, Jindong and Chen, Yiqiang and Hao, Shuji and Feng, Wenjie and Shen, Zhiqi, "Balanced distribution adaptation for transfer learning," in *2017 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, 2017.
- [3] Wang, Jindong and Chen, Yiqiang and Yu, Han and Huang, Meiyu and Yang, Qiang, "Easy transfer learning by exploiting intra-domain structures," in *2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, 2019.