



دانشگاه صنعتی شریف  
دانشکده‌ی مهندسی کامپیوتر

پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد  
گرایش هوش مصنوعی

عنوان:

## یادگیری بدون برد با شبکه‌های عمیق

نگارش:

سیدمحسن شجاعی

استاد راهنما:

دکتر مهدیه سلیمانی

تابستان ۱۳۹۵

صلى الله عليه وسلم

**چکیده** در برخی از مسائل دسته‌بندی، ممکن است داده‌ی برچسب‌دار برای تمامی دسته‌های موجود در مسئله در دسترس نباشد. برای حل چنین مسائلی، یادگیری بدون برد از اطلاعات جانبی توصیف‌کننده‌ی دسته‌ها استفاده می‌کند تا برای آن‌ها دسته‌بند بسازد. به طور خاص در مسئله دسته‌بندی تصاویر زمانی که دسته‌بندی دسته‌های ریزدانه یا نوظهور مطرح باشد، جمع‌آوری نمونه برای تمام دسته‌ها امکان‌پذیر نخواهد بود. در این حالت از بردارهای ویژگی یا متون و یا کلمات توصیف‌کننده‌ی دسته‌ها برای دست‌یافتن به دسته‌بند برای آن‌ها استفاده می‌شود. در این پژوهش ما روش‌هایی ارائه می‌کنیم که علاوه بر این اطلاعات، از اطلاعات بدون نظارت موجود در ساختار فضای تصاویر نیز برای استفاده کند. با استفاده از این اطلاعات یک نگاشت خطی از فضای توصیف‌ها با فضای تصاویر پیدا می‌کنیم، به گونه‌ای که هر توصیف مربوط به دسته‌های آموزش به مرکز نمونه‌های دسته‌ی مربوط به خود نگاشته شود و توصیف مربوط به دسته‌های آزمون به نزدیکی خوشه‌ای از نمونه‌های آزمون. نشان داده خواهد شد که این روش، می‌تواند مشکل جابجایی دامنه که باعث تضعیف عملکرد روش‌های یادگیری بدون برد می‌شود را رفع کند. کارایی روش پیشنهادی با آزمایشات عملی بر روی چهار مجموعه دادگان مرسوم برای مسئله یادگیری بدون برد سنجیده می‌شود که در سه مورد از این چهار مجموعه عملکرد بهتری نسبت به روش‌های پیشین پیشگام دارد.

**کلیدواژه‌ها:** یادگیری بدون برد، انتقال یادگیری، یادگیری نیمه‌نظارتی، شبکه‌های عمیق

# فهرست مطالب

۱	۱ مقدمه
۴	۲ روش‌های پیشین
۵	۱-۲ نمادگذاری
۶	۲-۲ کران خطا
۷	۳-۲ پیش‌بینی ویژگی
۷	۱-۳-۲ پیش‌بینی ویژگی مستقیم و غیر مستقیم
۹	۲-۳-۲ مدل‌سازی احتمالی روابط بین ویژگی‌ها
۹	۴-۲ نگاشت به فضای توصیف‌ها
۱۰	۵-۲ نگاشت‌های دو خطی
۱۱	۱-۵-۲ یادگیری با توابع رتبه‌بند
۱۴	۲-۵-۲ روش‌های مبتنی بر خطای مجموع مربعات
۱۵	۶-۲ نگاشت به فضای تصاویر
۱۸	۷-۲ نگاشت به یک فضای میانی
۲۱	۱-۷-۲ نگاشت به فضای دسته‌های دیده شده

۲۴	۸-۲	روش‌های نیمه‌نظارتی
۲۹	۹-۲	جمع‌بندی
۳۴	۳	روش پیشنهادی
۳۵	۱-۳	یک شبکه‌عصبی چندوظیفه‌ای
۳۵	۲-۳	تابع مطابقت مبتنی بر خوشه‌بندی
۳۷	۳-۳	یک خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی
۳۸	۴-۳	روش دسته‌بندی مبتنی بر خوشه‌بندی
۳۹	۱-۴-۳	بهینه‌سازی
۳۹	۵-۳	خوشه‌بندی و نگاشت توام
۴۱	۱-۵-۳	بهینه‌سازی
۴۲	۶-۳	جمع‌بندی
۴۳	۴	نتایج عملی
۴۳	۱-۴	مجموعه دادگان مورد استفاده
۴۵	۲-۴	نحوه‌ی اعتبارسنجی
۴۵	۳-۴	بررسی خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی
۴۶	۴-۴	بررسی دقت دسته‌بندی بدون برد
۴۶	۱-۴-۴	دسته‌بندی ساده با تابع مطابقت مبتنی بر خوشه‌بندی
۴۷	۲-۴-۴	خوشه‌بندی و یادگیری نگاشت توام
۴۷	۳-۴-۴	روش‌های مورد مقایسه
۴۸	۵-۴	تحلیل نتایج

۵۱	۵ جمع بندی
۵۱	۱-۵ جمع بندی
۵۲	۲-۵ کارهای آینده

## فهرست شکل‌ها

۸	۱-۲ مدل گرافی پیش‌بینی ویژگی مستقیم و غیرمستقیم . . . . .
۱۸	۲-۲ نمای کلی روش [۱] . . . . .
۲۴	۳-۲ مشکل جابجایی دامنه . . . . .
۳۶	۱-۳ نمایش دسته‌های آزمون مجموعه دادگان AwA . . . . .
۵۰	۱-۴ تحلیل قسمت‌های مختلف روش پیشنهادی . . . . .

## فهرست جدول‌ها

۲۹	مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر
۳۰	مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر
۳۱	مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر
۳۲	مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر
۳۳	مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر
۴۵	مشخصات مجموعه دادگان مورد استفاده در آزمایشات عملی
۴۶	بررسی عمل‌کرد خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی پیشنهادی
۴۹	مقایسه دقت دسته‌بندی



# فصل ۱

## مقدمه

در حوزه یادگیری ماشین مسئله استاندارد یادگیری با نظارت به صورت‌های مختلف توسعه یافته است و به کمک این روش‌ها، یادگیری ماشین از عهده‌ی کارهای بسیار چالش‌برانگیزتری برآمده است. بر خلاف الگوی سنتی یادگیری با نظارت، که فرض می‌کند داده‌های فراوانی از تمام دسته‌ها برای آموزش در اختیار قرار دارد، عموم این روش‌ها به دنبال کم کردن نیاز به داده‌های برچسب‌دار در زمان آموزش هستند. یادگیری نیمه‌نظارتی<sup>۱</sup> [۲] برای استفاده کردن از حجم زیاد داده‌های بدون برچسب موجود در جریان آموزش پیشنهاد شده است. یادگیری از تک نمونه<sup>۲</sup> [۳] سعی می‌کند یک دسته را تنها بوسیله یک نمونه‌ی برچسب‌دار از آن و البته با کمک نمونه‌های برچسب‌دار از سایر دسته‌ها شناسایی کند. انتقال یادگیری<sup>۳</sup> [۴] سعی می‌کند دانش به دست آمده از داده‌های یک دامنه یا برای انجام یک وظیفه را به داده‌های دامنه‌ی دیگر یا وظیفه‌ی دیگری روی داده‌ها منتقل کند. هیچ‌کدام از این روش‌ها نیاز به داده‌های برچسب‌دار را برای دسته‌هایی که مایل به تشخیص آن هستیم، به طور کامل از بین نمی‌برد. برای دستیابی به چنین هدفی، مسئله یادگیری بدون برد صورت‌بندی شده است [۵]. در این مسئله برای برخی از دسته‌ها هیچ نمونه‌ای در زمان آموزش موجود نیست و به دنبال یافتن یک دسته‌بند برای این دسته‌ها هستیم. برای ممکن ساختن حل چنین مسئله‌ای، فرض می‌شود که یک توصیف یا امضا از تمامی دسته‌ها موجود است. نیاز به حل چنین مسئله‌ای به خصوص وقتی که تعداد دسته‌ها بسیار زیاد است رخ می‌دهد. برای مثال در بینایی ماشین تعداد دسته‌ها برابر انواع اشیای موجود در جهان است و جمع‌آوری داده‌های آموزش برای همه

---

<sup>۱</sup>Semi-supervised learning

<sup>۲</sup>One-shot learning

<sup>۳</sup>Transfer Learning

اگر غیر ممکن نباشد به هزینه و زمان زیادی احتیاج دارد. همانطور که در [۶] نشان داده شده، تعداد نمونه‌های موجود برای هر دسته از قانون Zipf پیروی می‌کند و نمونه‌های فراوان برای آموزش مستقیم دسته‌بند برای همه‌ی دسته‌ها وجود ندارد. یک مثال دیگر رمزگشایی فعالیت ذهنی فرد است [۷]؛ یعنی تشخیص کلمه‌ای که فرد در مورد آن فکر یا صحبت می‌کنند بر اساس تصویری که از فعالیت مغزی او تهیه شده است. طبیعتاً در این مسئله تهیه تصویر یا سیگنال فعالیت مغزی برای تمامی کلمات لغت‌نامه ممکن نیست. یک موقعیت دیگر که تعریف مسئله یادگیری بدون برد بر آن منطبق است دسته‌بندی دسته‌های نوظهور است، مانند تشخیص مدل‌های جدید محصولاتی چون خودروها که بعضی دسته‌ها در زمان آموزش اصولاً وجود نداشته است. یادگیری بدون برد نیز مانند بسیاری از مسائل یادگیری ماشین با توانایی‌های یادگیری در انسان ارتباط دارد و الهام از یادگیری انسان‌ها در شکل‌گیری‌اش بی‌تأثیر نبوده است. برای مثال انسان قادر است بعد از شنیدن توصیف «حیوانی مشابه اسب با راه‌راه‌های سیاه و سفید» یک گورخر در تصویر را تشخیص دهد. یا تصویر یک اسکوتر را با توصیف «وسیله‌ای دو چرخ، یک کفی صاف برای ایستادن، یک میله صلیبی شکل با دو دستگیره» تطبیق خواهد داد. در این نوشتار بر مسئله یادگیری بدون برد در دسته‌بندی تصاویر تمرکز می‌کنیم؛ به این معنی که داده‌هایی که مایل به دسته‌بندی آن هستیم تصاویر هستند. در نتیجه در زمان آموزش تعدادی تصویر به همراه برچسب آن‌ها موجود است. دسته‌هایی که از آن‌ها در زمان آموزش نمونه موجود است را دسته‌های دیده شده یا دسته‌های آموزش می‌نامیم. همچنین یک نوع اطلاع جانبی هر یک از دسته‌های آموزش را وصف می‌کند؛ به این اطلاعات جانبی توصیف می‌گوییم. در زمان آزمون تصاویری ارائه می‌شود که به دسته‌هایی غیر از دسته‌های آموزش تعلق دارند. به این دسته‌ها با نام دسته‌های آزمون یا دسته‌های دیده‌نشده اشاره می‌کنیم. همچنین اطلاعات جانبی مربوط به این کلاس‌ها نیز در اختیار قرار می‌گیرد. در برخی روش‌ها فرض می‌شود توصیف دسته‌های آزمون هم در زمان آموزش قابل دسترسی است. توصیف‌ها ممکن است به صورت یک بردار از ویژگی‌های بصری [۸]، عبارات زبان طبیعی [۹، ۱۰، ۱۱] و یا یک دسته‌بند برای آن دسته [۱۲] باشند. بردار ویژگی مرسوم‌ترین شکل توصیف کلاس است. ویژگی‌ها با توجه به نوع مسئله و گستردگی دسته‌ها تعیین می‌شوند. اکثر ویژگی‌ها، ویژگی‌های بصری هستند مانند شکل (مانند گرد یا مستطیلی)، جنس (مانند چوبی یا فلزی) و عناصر موجود در تصویر (مانند چشم، مو، پدال و نوشته). برخی ویژگی‌ها هم ممکن است مستقیماً در تصویر قابل مشاهده نباشند برای مثال در یک مجموعه دادگان که دسته‌ها انواع حیوانات هستند [۱۳]، علاوه بر ویژگی‌های بصری، ویژگی‌هایی چون اهلی بودن، سریع بودن یا گوشت‌خوار بودن هم وجود دارد.

اکثر روش‌های بکار گرفته شده در یادگیری بدون برد با یادگیری نگاشتی از تصاویر و توصیف‌ها به یک فضای مشترک و سپس استفاده از یک معیار مانند ضرب داخلی برای سنجش شباهت تصاویر و توصیف‌ها به یکدیگر عمل می‌کنند. در

نهایت برجسب تعلق گرفته به هر نمونه، برجسبی است که توصیف آن بیشترین شباهت را به تصویر داراست. در کارهای پیشین توجه اندکی به ساختار فضای تصاویر و نحوه‌ی قرارگیری نمونه‌ها در آن شده است. از طرفی پیشرفت‌های اخیر در زمینه بینایی ماشین با استفاده از شبکه‌های عمیق [۱۴] این امکان را فراهم کرده که نمایشی با قابلیت تمایز بسیار از تصاویر بدست آید و دسته‌های بصری مختلف در فضای این ویژگی‌ها به نحو مناسبی از یکدیگر جدا باشند. همان‌طور که در بخش ۳-۴ نشان داده خواهد شد، نمونه‌های دسته‌های مختلف تشکیل خوشه‌های جدا از هم می‌دهند و در نتیجه ساختار این فضا می‌تواند حاوی اطلاعات مفیدی برای دسته‌بندی تصاویر باشد. ما در روش پیشنهادی سعی می‌کنیم چهارچوبی برای استفاده از این اطلاعات بدون نظارت که صرفاً از تصاویر استخراج می‌شوند در مسئله یادگیری بدون برد ارائه کنیم.

ساختار ادامه‌ی این نوشتار به این صورت است: فصل ۲ به مرور روش‌های پیشین اختصاص دارد که در آن ابتدا یک چارچوب کلی برای روش‌های یادگیری بدون برد معرفی می‌شوند و سپس روش‌ها با توجه به چارچوب ارائه شده دسته‌بندی و مرور می‌شوند. فصل ۳ به بیان روش پیشنهادی اختصاص دارد که در آن ابتدا یک تابع مطابقت میان توصیف‌ها و تصاویر پیشنهاد می‌شود و سپس یک روش ساده برای استفاده از این تابع مطابقت با استفاده از خوشه‌بندی تصاویر ارائه می‌شود. سپس برای رفع نقص‌های این روش، روشی برای خوشه‌بندی و یادگیری نگاشت به فضای مشترک به صورت توأم پیشنهاد می‌شود. در فصل ۴ نتایج آزمایشات عملی برای سنجش روش‌های پیشنهادی به همراه تحلیلی برای عملکرد آن‌ها ارائه می‌شود و در نهایت در بخش ۵ به جمع‌بندی و راهکارهای آتی پرداخته خواهد شد.

## فصل ۲

# روش‌های پیشین

در این فصل ابتدا یک چارچوب کلی برای روش‌های مورد استفاده در یادگیری بدون برد توصیف می‌شود. سپس روش‌های موجود طبق این چارچوب دسته‌بندی شده و مرور خواهند شد.

از نظر تاریخی، پیش از تعریف و بیان رسمی مسئله یادگیری بدون برد، استفاده از اشتراک و تمایز برخی ویژگی‌ها میان دسته‌های مختلف در بینایی ماشین مورد بررسی قرار گرفته است [۱۵، ۱۶، ۱۷]، اما این روش‌ها به شناسایی دسته‌های کاملاً جدید از روی این ویژگی‌ها توجه نشان نداده‌اند. مسئله یادگیری تک‌ضرب<sup>۱</sup> هم یک مسئله نزدیک به یادگیری بدون برد است که پیش‌تر مورد بررسی بوده است [۳]. در حقیقت می‌توان یادگیری تک‌ضرب را حالت خاصی از یادگیری بدون برد در نظر گرفت که در آن توصیف دسته‌های دیده نشده به صورت یک نمونه از آن دسته ارائه شده است [۵]. پدیده شروع سرد<sup>۲</sup> در سامانه‌های توصیه‌گر<sup>۳</sup> را نیز می‌توان از حالت‌های خاص یادگیری بدون برد در نظر گرفت که در آن برای یک کاربر یا مورد جدید پیشنهاد صورت می‌گیرد.

بیان مسئله یادگیری بدون برد به طور رسمی برای اولین بار در [۵] صورت گرفت. در آنجا دو دیدگاه کلی برای حل مسئله یادگیری بدون برد بیان می‌شود. یک روش که دیدگاه فضای ورودی<sup>۴</sup> نامیده می‌شود، سعی در مدل کردن نگاشتی با دو ورودی دارد. یک ورودی نمونه‌ها و دیگری توصیف دسته‌ها و امتیازی مبنی بر مطابقت آن‌ها با یکدیگر تولید می‌کند،

---

<sup>۱</sup>One-shot Learning

<sup>۲</sup>cold start

<sup>۳</sup>Recommender Systems

<sup>۴</sup>input space view

یعنی برای نمونه‌ها و توصیف‌های مربوط به یک دسته امتیاز بالا و برای نمونه‌ها و توصیفاتی که متعلق به دسته‌ی یکسانی نیستند مقادیر کوچکی تولید می‌کند. با تخمین زدن چنین نگاشتی روی داده‌های آموزش، دسته‌بندی نمونه‌های آزمون در دسته‌هایی که تا کنون نمونه‌ای نداشته‌اند ممکن خواهد شد. به این صورت که هر نمونه با توصیف دسته‌های مختلف به این تابع داده شده و متعلق به دسته‌ای که امتیاز بیشتری بگیرد، پیش‌بینی خواهد شد. در روش دیگر که دیدگاه فضای مدل<sup>۵</sup> نام دارد، مدل مربوط به هر دسته (برای مثال پارامترهای دسته‌بند مربوط به آن)، به عنوان تابعی از توصیف آن دسته در نظر گرفته می‌شود.

ما در این فصل از دسته‌بندی دیگری برای مرور روش‌های پیشین استفاده می‌کنیم. برای این کار ابتدا معرفی یک چارچوب کلی برای انجام یادگیری بدون برد لازم است که دو دیدگاه فوق نیز در این چارچوب قابل بیان هستند. می‌توان گفت که هر روش برای یادگیری بدون برد از سه قسمت تشکیل شده است که ممکن است به صورت مستقل یا همزمان انجام شوند؛ این سه قسمت عبارتند از:

۱. یادگرفتن نگاشتی از فضای تصاویر به فضای مشترک که آن را با  $\phi$  نشان می‌دهیم.

۲. نگاشت توصیف دسته‌ها به فضای مشترک که آن را با  $\theta$  نشان می‌دهیم.

۳. ارائه روشی برای تعیین مشابهت در این فضای مشترک و اختصاص برچسب به تصاویر.

## ۲-۱ نمادگذاری

برای این که توصیف دقیق روش‌های پیشین ممکن باشد، در ابتدای یک نمادگذاری برای مسئله ارائه می‌دهیم و از آن برای بیان مرور روش‌های پیشین و بیان روش پیشنهادی در فصل آینده استفاده خواهیم کرد.

برای ماتریس  $X$ ،  $X_{(i)}$  سطر  $i$ -م آن و  $\|X\|_{Fro}$  نرم فروبنیوس آن را نشان می‌دهد. همچنین برای بردار  $x$ ،  $x_i$  درایه‌ی  $i$ -م آن را نشان می‌دهد. ضرب داخلی با نماد  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  نشان داده شده است.  $diag(x)$  یک ماتریس قطری را نشان می‌دهد که بردار  $x$  روی قطر اصلی آن قرار داده شده است.  $\mathbf{1}$  یک بردار تمام یک و  $\mathbf{1}_k$  یک بردار که عنصر  $k$ -م آن یک و سایر عناصر آن صفر است را نشان می‌دهند.

<sup>۵</sup>model space view

تصاویر را با  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$  نشان می‌دهیم که  $d$  ابعاد داده را نشان می‌دهد. توصیف‌ها را با  $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^a$  نمایش می‌دهیم که  $a$  ابعاد توصیف‌هاست. مجموعه دسته‌های دیده‌شده را با  $\mathcal{S}$  و دسته‌های دیده‌نشده را با  $\mathcal{U}$  و مجموعه کل برچسب‌ها را با  $\mathcal{Y} = \mathcal{U} \cup \mathcal{S}$  نشان می‌دهیم که  $n_s$  تعداد دسته‌های آموزش را با  $n_u$  نشان می‌دهیم. همچنین  $\mathbf{c}_y$  که در آن  $y \in \mathcal{U} \cup \mathcal{S}$  بردار توصیف دسته  $y$  را نشان می‌دهد.

فرض می‌کنیم در زمان آموزش  $\{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)\}_{i=1}^{N_s}$  شامل  $N_s$  تصویر از دسته‌های دیده‌شده به همراه برچسب موجود است.  $X_s \in \mathbb{R}^{d \times N_s}$  ماتریس مجموعه تصاویر و  $Y_s$  ماتریس برچسب‌های داده‌های آموزش با کدگذاری یکی یکی<sup>۶</sup> است. همچنین توصیف‌های هر کدام از دسته‌های آموزش،  $C_s \in \mathbb{R}^{s \times a}$  نیز موجود است.  $X_u$  و  $C_u$  بطور مشابه برای دسته‌های آزمون تعریف می‌شوند.  $X = [X_s; X_u]$  ماتریس ویژگی تمام نمونه‌ها، اعم از آموزش و آزمون است.

## ۲-۲ کران خطا

تعریف و فرضیات یادگیری از صفر با حالت معمول دسته‌بندی متفاوت است. در نتیجه کران‌هایی که پایین بودن خطای دسته‌بندی را با استفاده از تعداد محدودی نمونه ضمانت می‌کنند در اینجا قابل به کار بردن نیستند. برای ارائه کران‌های خطای دسته‌بندی از صفر فرض‌های ساده‌کننده‌ای به مسئله اضافه شده است. برای این منظور فرض می‌شود که یادگیری نگاشت  $\theta$  مستقل از  $\phi$  انجام شده و رابطه بین توصیف‌ها و برچسب دسته‌ها رابطه‌ای یک به یک است. با این دو فرض می‌توان  $\theta(\mathbf{c}_y)$  را امضای دسته‌ی  $y$  نامید.

در [۷] با فرض دودویی بودن هر بعد از امضای دسته‌ها، کرانی بر اساس فاصله همینگ<sup>۷</sup> میان امضای دسته‌ی صحیح و مقدار پیش‌بینی شده ارائه می‌شود. در [۱۸] از نتایج مشابه در حوزه تطبیق دامنه برای کران‌دار کردن خطا استفاده شده است و کران بر اساس تفاوت توزیع‌های داده‌های آموزش و آزمون به دست آمده است. در آن نوشتار راهی برای تخمین تفاوت این دو توزیع در حالت کلی ارائه نمی‌شود. تنها به دو حالت حدی اشاره می‌شود که در صورت یکسان بودن توزیع‌ها، کران ارائه شده همان کران مشهور VC [۱۹] خواهد بود. همچنین درحالتی که امضای دسته‌ها بر هم کاملاً عمود باشد کران برای احتمال خطا بزرگتر از یک شده و اطلاعاتی در بر ندارد.

<sup>۶</sup>One-Hot Encoding

<sup>۷</sup>Hamming

## ۳-۲ پیش‌بینی ویژگی

این دسته از روش‌ها عموماً به حالتی از مسئله یادگیری بدون برد تعلق دارند که توصیف دسته‌ها از نوع بردار ویژگی باشد. در این حالت فضای مشترک همان فضای ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود. به عبارت دیگر نگاشت  $\theta$  نگاشت همانی فرض شده و یادگرفته نخواهد شد. روش‌های اولیه ارائه شده برای یادگیری بدون برد از نوع پیش‌بینی ویژگی<sup>۸</sup> بوده‌اند و پس از آن هم قسمت قابل توجهی از روش‌ها در این دسته جای می‌گیرند که در ادامه آن‌ها را به تفصیل مرور می‌کنیم.

### ۱-۳-۲ پیش‌بینی ویژگی مستقیم و غیر مستقیم

در [۷] از چند رگرسیون محاسبه‌ای<sup>۹</sup> مستقل برای پیش‌بینی‌های ویژگی دودویی از تصاویر fMRI استفاده شده و سپس دسته‌بندی با دسته‌بند نزدیک‌ترین همسایه بر اساس نزدیکی بردار ویژگی پیش‌بینی شده و امضای دسته‌های آزمون صورت می‌پذیرد.

در [۱۳] با فرض این که ویژگی‌ها به صورت مستقل از یکدیگر قابل پیش‌بینی هستند دو دیدگاه برای این کار ارائه می‌کند. پیش‌بینی ویژگی مستقیم<sup>۱۰</sup> و پیش‌بینی ویژگی غیر مستقیم<sup>۱۱</sup>. مدل گرافی مورد استفاده در این دو دیدگاه در تصویر ۱-۲ آمده است. در پیش‌بینی ویژگی مستقیم برچسب‌ها به شرط دانستن ویژگی‌های درون تصویر، از تصویر مستقل هستند. در این روش برای هر یک ویژگی‌ها یک دسته‌بند یاد گرفته می‌شود. با توجه به این که ویژگی‌ها برای تصاویر آزمون معین هستند این کار با استفاده از یک دسته‌بند احتمالی برای هر ویژگی قابل انجام است. در نهایت احتمال تعلق هر یک از برچسب‌های  $u \in \mathcal{U}$  با استفاده از رابطه زیر بدست خواهد آمد

$$P(u|\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{c} \in \{0,1\}^a} P(u|\mathbf{x})p(\mathbf{c}|\mathbf{x}). \quad (1-2)$$

با توجه به فرض استقلال ویژگی داریم  $P(\mathbf{c}|\mathbf{x}) = \prod_{n=1}^a P(c_n|\mathbf{x})$ . برای محاسبه جمله  $P(u|\mathbf{c})$  از قانون بیز استفاده می‌کنیم:

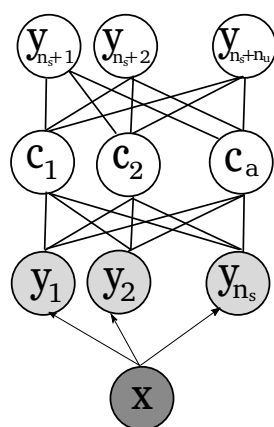
$$P(\mathbf{u}|\mathbf{c}) = \frac{P(u)P(\mathbf{c}|u)}{P(\mathbf{c}_{\mathbf{u}})} = \frac{P(u)\mathbb{1}(c = \mathbf{c}_{\mathbf{u}})}{P(\mathbf{c}_{\mathbf{u}})},$$

<sup>۸</sup>Attribute Prediction

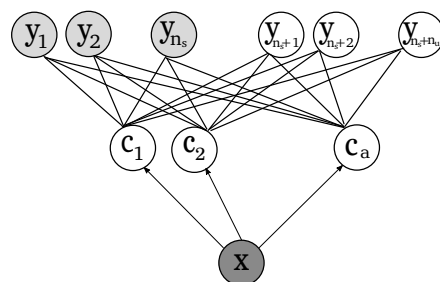
<sup>۹</sup>Logistic Regression

<sup>۱۰</sup>Direct Attribute Prediction

<sup>۱۱</sup>Indirect Attribute Prediction



(ب)



(I)

شکل ۲-۱: مدل گرافی پیش‌بینی ویژگی مستقیم (I) و غیر مستقیم (ب). رئوس با سایه‌ی روشن رئوسی هستند که در زمان آموزش رویت شده هستند و رئوس با سایه‌ی تیره همواره رویت شده‌اند. رئوس بدون سایه مربوط به متغیرهایی است که باید استنتاج در مورد آن‌ها انجام شود. یال‌های ضخیم‌تر روابط ثابت را نشان می‌دهند که جزو داده‌های آموزش هستند و یال‌های نازک‌تر روابطی را که باید کشف شوند.  $x$  یک تصویر است، متغیرهای دودویی  $y_1, \dots, y_{n_s}$  تعلق یا عدم تعلق تصویر به دسته‌های دیده شده و بصورت مشابه  $y_{n_s+1}, \dots, y_{n_s+n_u}$  تعلق یا عدم تعلق به دسته‌های دیده نشده را نشان می‌دهند.  $c_1, \dots, c_a$  ویژگی‌های توصیف‌کننده دسته‌ها هستند. (I) در مدل پیش‌بینی ویژگی مستقیم رابطه میان برچسب‌ها و ویژگی‌ها ثابت فرض می‌شود و هدف استنتاج ویژگی از روی تصاویر است. بعد از آن با استفاده از رابطه از پیش تعیین شده برچسب‌ها با ویژگی‌ها، برچسب تعیین می‌شود. (ب) در مدل پیش‌بینی ویژگی غیر مستقیم، یک دسته‌بند چنددسته‌ای روی دسته‌های آموزش یادگرفته می‌شود و با توجه به وقوع یا عدم وقوع هر یک از ویژگی‌ها در این دسته‌ها رابطه‌ی ثابتی میان دسته‌های دیده شده  $y_1, \dots, y_{n_s}$  و ویژگی‌ها فرض می‌شود. همچنین رابطه ویژگی‌ها با دسته‌های دیده نشده  $y_{n_s+1}, \dots, y_{n_s+n_u}$  رابطه امضا بودن است و دانسته فرض می‌شود [۱۳].

با جایگذاری در رابطه (۲-۱) خواهیم داشت:

$$P(u|\mathbf{x}) = \frac{P(u)}{P(\mathbf{c}_u)} \prod_{n=1}^a P(\mathbf{c}_{un}|\mathbf{x}) \quad (2-2)$$

در نهایت برچسبی که احتمال فوق را بیشینه کند، پیش‌بینی مربوط به تصویر  $x$  خواهد بود.

در روش پیش‌بینی ویژگی غیر مستقیم، IAP تخمین  $P(c_i|\mathbf{x})$  تغییر داده می‌شود؛ به این صورت که ابتدا یک دسته‌بند



چند دسته‌ای یعنی  $P(y_k|\mathbf{x})$  روی داده‌ها یاد گرفته می‌شود و سپس رابطه ویژگی‌ها و برجسب‌ها به صورت قطعی مدل می‌شود:

$$P(\mathbf{c}_i|\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^{n_u} P(y_k|\mathbf{x}) \mathbb{I}(\mathbf{c}_i = \mathbf{c}_{y_k i}) \quad (3-2)$$

در نهایت در هر دو روش برجسب نهایی با تخمین MAP<sup>۱۲</sup> از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$\hat{y} = \arg \max_{u \in \mathcal{U}} P(u|\mathbf{x}) = \arg \max_{u \in \mathcal{U}} \prod_{i=1}^a \frac{P(\mathbf{c}_{ui}|\mathbf{x})}{P(\mathbf{c}_{ui})} \quad (4-2)$$

روش ارائه شده در [۲۰] مشابه همین روش است با این تفاوت که احتمال مشاهده هر کدام ویژگی‌ها را هم در محاسبه دخیل می‌کند تا با وزن‌های متفاوت با توجه به اهمیتشان در دسته‌بندی نقش داشته باشند. ضعف بزرگ این روش‌ها فرض مستقل بودن ویژگی‌ها از یکدیگر است؛ چرا که این فرض در مسائل واقعی معمولاً برقرار نیست. برای مثال زمانی که ویژگی آبی بودن برای یک موجود در نظر گرفته می‌شود احتمال ویژگی پرواز کردن برای آن بسیار کاهش می‌یابد.

## ۲-۳-۲ مدل‌سازی احتمالی روابط بین ویژگی‌ها

تا کنون تعدادی مدل گرافی برای در نظر گرفتن وابستگی‌های میان ویژگی‌ها معرفی شده‌است. نویسندگان [۲۱] برای در نظر گرفتن ارتباط بین ویژگی‌ها و ارتباط ویژگی‌ها با برجسب نهایی روش‌های مدل‌سازی موضوع<sup>۱۳</sup> را از حوزه یادگیری در متن اقتباس کرده‌اند. همچنین نویسندگان [۲۲] برای این کار یک چارچوب بر اساس مدل‌های گرافی احتمالی معرفی می‌کنند. در این چارچوب یک شبکه بیزی<sup>۱۴</sup> برای مدل کردن این روابط در نظر گرفته می‌شود و ساختار آن که نشان‌دهنده وابستگی یا استقلال ویژگی‌ها با هم یا با برجسب است، با کمک روش‌های یادگیری ساختار<sup>۱۵</sup> شناخته می‌شود.

## ۲-۴ نگاشت به فضای توصیف‌ها

در برخی موارد توصیف‌های داده شده از جنسی غیر از ویژگی هستند ولی فضای مشترک همان فضای توصیف‌ها در نظر گرفته می‌شود و سعی می‌شود تصاویر به این فضا نگاشته شوند. روش ConSE<sup>۱۶</sup> [۲۳] از چنین نگاشتی استفاده می‌کند.

<sup>۱۲</sup>Maximum a Posteriori

<sup>۱۳</sup> Topic Modeling

<sup>۱۴</sup> Bayesian Network

<sup>۱۵</sup> Structure Learning

<sup>۱۶</sup> Convex combination of Semantic Embeddings

ابتدا یک شبکه عصبی پیچشی<sup>۱۷</sup> برای دسته‌بندی نمونه‌های دسته‌های دیده‌شده آموزش داده می‌شود. این مسئله، یک مسئله یادگیری دسته‌بند عادی است و شبکه‌ها در اکثر موارد از قبل به صورت پیش‌آموزش دیده شده وجود دارند. تابع فعال‌سازی<sup>۱۸</sup> لایه‌ی آخر این شبکه به این صورت تعریف می‌شود:

$$\text{softmax}(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}}, \quad j = 1, \dots, n_s. \quad (5-2)$$

تابع بالا به ازای هر  $j$ ، امتیاز تعلق نمونه به دسته‌ی  $j$  -م را نشان می‌دهد. در هنگامی که با مسئله دسته‌بندی عادی روبرو هستیم، روی  $j$  بیشینه گرفته می‌شود و دسته‌ای که بیشترین امتیاز را گرفته به عنوان پیش‌بینی خروجی داده می‌شود. در روش ConSE برای مسئله یادگیری بدون برد، هنگامی که یک نمونه از دسته‌های آزمون را به شبکه می‌دهیم، خروجی بدست آمده از رابطه (۵-۲) می‌تواند به عنوان میزان شباهت آن نمونه به هر یک دسته‌های آموزش در نظر گرفته شود. فرض کنید که برای هر نمونه  $\hat{y}(x, n)$ ،  $n$  -مین عنصر بزرگ  $\text{softmax}(x)$  را نشان دهد، یعنی  $n$  -مین برچسب محتمل برای  $x$  از میان دسته‌های آموزش. حالا برای پیش‌بینی برچسب  $x$  از میان دسته‌های آموزش از این رابطه استفاده می‌کنیم:

$$\phi(x) = \frac{1}{Z} \sum_{n=1}^T P(\hat{y}(x, n)|x) \cdot c_{\hat{y}(x, n)}, \quad (6-2)$$

که  $T$  یک فرایارامتر مدل و  $Z = \sum_{n=1}^T P(\hat{y}(x, n)|x)$  ضریب نرمال‌سازی است. در این حالت نمونه‌ی  $x$  با تابع  $\phi(\cdot)$  به فضای توصیف‌ها نگاشته شده است. به عبارت دقیق‌تر به صورت جمع وزن‌دار توصیف  $T$  دسته‌ی شبیه‌تر نمایش داده شده است که وزن‌های این جمع میزان شباهت هستند. روش COSTA<sup>۱۹</sup> [۲۴] نیز از دیدگاه مشابهی استفاده می‌کند. در این روش همانند رابطه (۶-۲)، پارامترهای دسته‌بند برای دسته‌های دیده نشده به صورت جمع وزن‌دار پارامترهای دسته‌بندهای دسته‌های دیده شده بیان می‌گردد. در این پژوهش برای بدست آوردن وزن‌های مربوط به شباهت میان دسته‌ها توابع مختلفی از تعداد رخداد همزمان برچسب‌ها پیشنهاد شده است.

## ۵-۲ نگاشت‌های دو خطی

حالت دیگری از چارچوب کلی معرفی شده در ابتدای فصل این است که نگاشت به فضای مشترک یک نگاشت دوخطی باشد. یعنی به این صورت که  $W$  نگاشتی خطی است که  $x^T W$  تصویر  $x$  را به فضای توصیف‌ها نگاشته و  $W C$  توصیف

<sup>۱۷</sup>Convolutional

<sup>۱۸</sup>Activation Function

<sup>۱۹</sup>Co-Occurance Statistics

$c$  را به فضای تصاویر می‌نگارد. در نهایت تابع مطابقت میان یک توصیف و تصویر به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$F(x, c) = \phi(x)^T W \theta(y) \quad (۷-۲)$$

در این حالت، این که فضای مشترک در حقیقت کدام یک از فضاهای تصاویر یا توصیفات هستند، جواب روشنی ندارد. نقطه‌ی قوت این روش‌ها در امکان پیچیده‌تر کردن تابع هزینه است. چرا که در حالتی که نگاشت خطی است مسائل بهینه‌سازی پیچیده‌تری نسبت به حالت غیر خطی قابل حل خواهند بود.

## ۲-۵-۱ یادگیری با توابع رتبه‌بند

یک انتخاب متداول برای تابع هزینه، توابع رتبه‌بند<sup>۲\*</sup> هستند. با توجه به این که عموماً بعد از یادگیری این نگاشت، دسته‌ای که نزدیک‌ترین توصیف را (با معیاری مثل فاصله یا ضرب داخلی) دارد، به عنوان پیش‌بینی تولید می‌شود، چنین تابع هزینه‌ای یک انتخاب طبیعی است. چرا که مسئله‌ی نزدیک‌ترین همسایه در اصل یک مسئله رتبه‌بندی است و استفاده از یک تابع هزینه‌ی رتبه‌بند برای یادگیری نگاشت بهتر از مجموع مربعات است [۲۵].

در [۲۶] تابع هزینه رتبه‌بند WSABIE [۲۷] که برای حاشیه‌نویسی تصاویر پیشنهاد شده، به مسئله یادگیری بدون برد انطباق داده شده است. تابع هزینه WSABIE به این صورت تعریف شده است:

$$L(x_s, Y_s; W, \theta) = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} \lambda_{r_\Delta(x_n, y_n)} \sum_{y \in \mathcal{Y}} \max(\cdot, l(x_n, y_n, y)) \quad (۸-۲)$$

$$l(x_n, y_n, y) = \mathbb{1}(y \neq y_n) + \phi(x_n)^T W \theta(y) - \phi(x_n)^T W \theta(y_n) \quad (۹-۲)$$

که در آن  $r_\Delta(x_n, y_n) = \sum_{y \in \mathcal{Y}} \mathbb{1}(l(x_n, y_n, y) > \cdot)$  و  $\lambda_k$  یک تابع نزولی از  $k$  است. این تابع، پیش‌بینی اشتباه ویژگی‌ها را این گونه جریمه می‌کند که به ازای برچسب نادرستی که رتبه بالاتری از برچسب صحیح در دسته‌بندی دریافت کرده، جریمه‌ای متناسب با امتیاز برچسب ناصحیح در نظر گرفته می‌شود. ضریب نزولی  $\lambda_k$  میزان جریمه را برای برچسب‌های غلط در رتبه‌های بالا، بیشتر در نظر می‌گیرد. در انطباق برای یادگیری بدون برد، بهینه‌سازی تنها روی نگاشت  $W$  انجام شده و تابع  $\theta$  دانسته فرض می‌شود:  $\theta(y) = c_y$ .

<sup>۲\*</sup> ranking function

ایده‌ی بالا در [۲۸] ادامه داده شده و نگاشت شباهت ساخت‌یافته SJE<sup>۲۱</sup> نامیده شده است. ، در این حالت تابع مطابقت بین توصیف‌ها و تصاویر از رابطه (۷-۲) تعریف می‌شود. تابع هزینه ساده‌تر از حالت قبل به صورت

$$\frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} \max_{y \in \mathcal{Y}} (0, l(x_n, y_n, y)) \quad (10-2)$$

در نظر گرفته شده که  $l$  همانند رابطه (۹-۲) است. هم‌چنین برای استفاده از چند توصیف به صورت هم‌زمان، تعریف تابع مطابقت به صورت زیر تعمیم داده می‌شود:

$$F(x, y; \{W\}_{1 \dots K}) = \sum_k \alpha_k \theta(x)^T W_k \phi_k(y) \quad (11-2)$$

$$s.t. \sum_k \alpha_k = 1$$

که  $\phi_k(y)$  توصیف‌های مختلف از دسته‌ی  $y$  را نشان می‌دهد و  $W_1, \dots, W_K$  نگاشت‌های میان هر یک از این توصیف‌ها و فضای تصاویر را. وزن‌های  $\alpha_k$  که میزان اهمیت یا اطمینان هر یک از توصیف‌ها را نشان می‌دهد، با اعتبارسنجی تعیین می‌شوند. روش SJE با انواع اطلاعات جانبی سازگار است. اطلاعات جانبی که آزمایشات با آن‌ها انجام شده است شامل بردار ویژگی‌های دودویی یا پیوسته تعیین شده توسط انسان و نمایش برداری متون دائره‌المعارفی با روش‌های word2vec [۲۹] و GloVe [۳۰] است. هم‌چنین نویسندگان این پژوهش یک نسخه با نظارت از word2vec ارائه می‌دهند که در جریان آموزش آن از موضوع هر متن هم استفاده می‌شود.

روش SJE در [۳۱] برای برخی نگاشت‌های غیرخطی نیز تعمیم داده شده است. در این روش که LatEm<sup>۲۲</sup> نام دارد تابع هزینه مانند حالت قبل (رابطه (۱۰-۲)) تعریف شده است با این تفاوت که تابع مطابقت میان توصیف و تصویر بجای رابطه دوطرفه (۷-۲) از این رابطه تبعیت می‌کند:

$$F(x, y) = \max_{1 \leq i \leq L} \phi(x)^T W_i \theta(y) \quad (12-2)$$

در این حالت تابع مطابقت به صورت ترکیب نگاشت‌های دوطرفه  $W_1, \dots, W_M$  بیان شده است و یک تابع غیر خطی ولی تکه‌تکه خطی<sup>۲۳</sup> برای تصمیم‌گیری مورد استفاده قرار می‌گیرد.

یک تعمیم دیگر از SJE در [۳۲] ارائه شده است که در آن فرض وجود اطلاعات نظارتی قوی‌تر در نظر گرفته شده است. در این حالت فرض می‌شود که در تصاویر قسمت‌های مختلفی که توصیفی از آن‌ها موجود است، مشخص شده‌اند.

<sup>۲۱</sup>Structured Joint Embedding

<sup>۲۲</sup>Latent Embedding Model

<sup>۲۳</sup>piece-wise linear

البته تناظر میان قسمت‌های توصیف و تصویر موجود نیست، مثلاً در مجموعه دادگان مربوط به پرنده‌ها، قسمت‌های مختلف بدن پرنده مانند نوک و پا در همه تصاویر جدا شده است اما این اطلاعات که هر کدام از این‌ها به چه قسمتی از توصیف آن دسته مربوط می‌شوند، در دسترس نیست. با این فرض تابع مطابقت  $F$  تعریف شده در رابطه (۷-۲) به گونه‌ای تعمیم داده می‌شود که مطابقت قسمت‌های مختلف متن و تصویر را بسنجد:

$$F(x, y) = \frac{1}{|g_x||g_y|} \sum_{i \in g_x} \sum_{j \in g_y} \max(\cdot, v_i^T s_j), \quad (13-2)$$

که در آن  $g_x$  مجموعه قسمت‌های مختلف تصویر  $x$  و  $g_y$  مجموعه قسمت‌های توصیف ارائه شده‌ی دسته‌ی  $y$  است.  $s_j$  و  $v_i$  که به ترتیب بازنمایی یک قسمت از متن و تصویر هستند به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$s_j = f \left( \sum_m W_m^{\text{language}} l_m + b^{\text{language}} \right)$$

$$v_i = W^{\text{visual}}[CNN_{\zeta}(I_v)] + b^{\text{visual}}. \quad (14-2)$$

$l_m$  انواع مختلف توصیف را نشان می‌دهند که در این پژوهش شامل بردار ویژگی، نمایش word2vec و کیسه‌ی کلمات<sup>۲۴</sup> متون توصیف کننده است.  $W_m^{\text{language}}$  ماتریس‌هایی هستند که هر کدام از  $m$  توصیف زبانی را به فضای مشترک می‌نگارند و  $b^{\text{language}}$  جمله‌ی بایاس نگاشت از توصیف‌های متنی است. به صورت مشابه، برای تصاویر ابتدا استخراج ویژگی به وسیله‌ی شبکه عصبی پیچشی  $CNN_{\zeta}$  با پارامترهای  $\zeta$ ، انجام می‌شود؛ سپس این ویژگی‌ها با نگاشت خطی  $W^{\text{visual}}$  و جمله‌ی بایاس  $b^{\text{visual}}$  به فضای مشترک نگاشته می‌شوند. در نهایت یادگیری این پارامترها به صورت توأم با یکدیگر با تابع هزینه‌ی بیشترین حاشیه روی تابع مطابقت  $F$  انجام می‌شود.

در [۲۵] نیز که برای اولین بار توصیف تنها نام برجسب دسته‌ها در نظر گرفته شده، از نگاشت دو خطی استفاده شده است. در این روش نام برجسب‌ها با استفاده از مدل نهان‌سازی کلمات word2vec کلمات به بردارهایی نگاشته می‌شوند. ابعاد فضای نهان‌سازی کلمات یک فرایامتر است که در این مقاله با اعتبار سنجی تعیین شده است. استخراج ویژگی از تصاویر با استفاده از شبکه عصبی پیچشی [۳۳] که روی دسته‌های دیده شده آموزش داده شده، انجام می‌شود.

<sup>۲۴</sup>bag of words

در نهایت یک تابع بیشترین حاشیه<sup>۲۵</sup> برای یادگیری نگاشت دو خطی پیشنهاد می‌شود.

$$L((x_n, y_n); W) = \sum_{y \neq y_n} \max(0, \xi - x_n W c_{y_n} + x_n W c_y) \quad (۱۵-۲)$$

که در آن  $\xi$  حاشیه دسته‌بندی است. دسته‌بندی نمونه‌های جدید با نگاشتن  $x$  به فضای برچسب‌ها و استفاده از دسته‌بند نزدیکترین همسایه صورت می‌گیرد.

## ۲-۵-۲ روش‌های مبتنی بر خطای مجموع مربعات

یک نحوه‌ی استفاده دیگر از نگاشت‌های دو خطی، دسته‌بندی مستقیم با این نگاشت است.

$$\underset{W \in \mathbb{R}^{d \times a}}{\text{minimize}} \|X_s^T W C_s - Y_s\|_{Fro} + \Omega(W) \quad (۱۶-۲)$$

که در آن  $\Omega$  یک جمله منظم‌سازی است. در این حالت اگر تبدیل را از فضای تصاویر به فضای ویژگی‌ها نگاه کنیم، نگاشت  $W$  باید تصاویر را به زیرفضایی عمود به تمامی بردار ویژگی‌های مربوط به برچسب‌های نادرست بنگارد. عملکرد خوب این روش، با وجود استفاده از تابع هزینه ساده مجموع مربعات خطا که در یادگیری ماشین تابع هزینه مناسبی برای دسته‌بندی به شمار نمی‌آید، به جمله منظم‌سازی آن نسبت داده می‌شود. جمله منظم‌سازی  $\Omega$  به این صورت تعریف می‌شود:

$$\Omega(W) = \lambda \|W C_s\|_{Fro} + \gamma \|X_s^T W\|_{Fro} + \lambda \gamma \|W\|_{Fro} \quad (۱۷-۲)$$

این جمله منظم‌سازی با دیدگاه نگاشت دوخطی طبیعی است. چرا که ماتریس  $W C_s$  را می‌توان یک دسته‌بند خطی روی فضای تصاویر در نظر گرفت و از طرفی ماتریس  $X_s^T W$  یک دسته‌بند روی بردارهای ویژگی است در نتیجه طبیعی است که پارامترهای این دو دسته‌بند با نرم فروبنیوس آن‌ها کنترل شود تا از بیش‌برازش<sup>۲۶</sup> جلوگیری شود. استفاده از توابع نرم دوم برای خطا و منظم‌سازی در این روش باعث شده است که مسئله بهینه‌سازی جواب به صورت فرم بسته داشته باشد و زمان اجرا نسبت به سایر روش‌ها بسیار کمتر باشد.

این روش در [۳۴] برای توصیفات متنی توسعه داده شده است. با توجه به ابعاد بالای داده‌های متنی و همچنین نویز زیادی که در آن‌ها در مقایسه با بردارهای ویژگی وجود دارد، ماتریس تبدیل  $W$  به دو ماتریس تجزیه می‌شود:

$$W = V_x^T V_c \quad (۱۸-۲)$$

<sup>۲۵</sup>Max margin

<sup>۲۶</sup>overfitting

با این تجزیه از افزایش شدید تعداد پارامترها در اثر افزایش بعد بردار توصیف‌ها جلوگیری می‌شود (دقت کنید که بعد  $W$  در رابطه (۲-۱۶) برابر  $d \times a$  است). علاوه بر این  $V_c$  می‌تواند برای استخراج ویژگی‌های مفید و حذف نویز از  $C_s$  به کار گرفته شود و  $V_x$  مانند  $W$  در حالت اصلی عمل کند؛ یعنی پارامترهای یک دسته‌بند را از روی توصیف‌ها تولید کند. در نهایت تابع هزینه برای این روش به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\min_{V_x, V_c} \|X_s^T V_x^T V_c C_s - Y_s\|_{Fro} + \lambda_1 \|V_x^T V_c C\|_{Fro} + \lambda_2 \|V_c^T\|_{2,1} \quad (19-2)$$

که  $\|M^T\|_{2,1} = \sum_i \|M_{(i)}\|_2$  و این نوع منظم‌سازی، ستون‌های ماتریس  $V_c$  را به سمت تنک بودن سوق خواهد داد. در واقع اگر  $\lambda_2$  بزرگ انتخاب شود،  $V_c$  نقش یک ماتریس انتخاب ویژگی<sup>۲۷</sup> را خواهد داشت. جمله‌های منظم‌سازی دیگر در (۲-۱۷) به دلیل تاثیر اندکشان در آزمایشات عملی حذف شده‌اند.

## ۲-۶ نگاشت به فضای تصاویر

در برخی از روش‌ها فضای مشترک فضای ویژگی‌های تصویر است و نگاشتی از توصیف‌ها به این فضا یاد گرفته می‌شود و مطابقت تصویر و توصیف در این فضا قابل سنجیدن می‌شود. از آن‌جا که در این روش‌ها، استخراج ویژگی از تصاویر با توابع از پیش معین صورت می‌گیرد این روش‌ها را با عنوان نگاشت به فضای تصاویر بررسی می‌کنیم.

یک تعمیم از SJE در [۳۵] ارائه شده است. در این روش برای تصاویر مجموعه متون بزرگتری نسبت به دادگان قبلی [۱۰] جمع‌آوری و استفاده شده است. این ازدیاد داده‌ها امکان آموزش مدل‌های پیچیده‌تر و پیشرفته‌تر را برای یادگیری نگاشت توصیف دسته‌ها به فضای مشترک، فراهم می‌کند. در نتیجه فاصله میان عمل‌کرد یادگیری بدون برد هنگام استفاده از توصیف‌های متنی و توصیف‌های به صورت بردار ویژگی را کمتر کرده است. در این حالت فرض می‌شود که داده‌های آموزش به صورت  $\{(v_n, t_n, y_n), n = 1, \dots, N\}$  است که متشکل است از  $v \in \mathcal{V}$  که ویژگی‌های تصویری هستند،  $t \in \mathcal{T}$  توصیفات متنی و  $y \in \mathcal{Y}$  برچسب‌ها. دقت کنید که در توصیف این روش بر خلاف سایر روش‌ها از نمادگذاری معرفی شده در این بخش استفاده نکرده‌ایم. نمادهای استفاده شده منطبق بر نمادهای مقاله اصلی می‌باشند. دلیل این موضوع این است که ویژگی‌های تصویری  $v_n$  با تصاویر  $x_n$  متفاوت است. در نمادگذاری ما هر  $x$  در رابطه یک‌به‌یک با یک تصویر آموزش یا آزمون است در حالی‌که در مجموعه آموزش معرفی شده در بالا هر تصویر با چند مجموعه ویژگی بصری  $v$  در مجموعه آموزش حضور دارد و هر کدام از این ویژگی‌های بصری  $v_n$ ، یک متن مربوط به خود دارد که با  $t_n$

<sup>۲۷</sup>feature selection

نشان داده شده است. هم‌چنین فرض کنید که  $\mathcal{V}(y)$  و  $\mathcal{T}(y)$  به ترتیب مجموعه تمامی متون و ویژگی‌های بصری مربوط به کلاس  $y$  را نشان می‌دهند. در این حالت هدف یادگیری تابع مطابقت  $F : \mathcal{V} \times \mathcal{T} \rightarrow \mathbb{R}$  میان تصاویر و توصیف‌هاست. که به صورت

$$F(v, t) = \theta(v)^T \phi(t) \quad (20-2)$$

در نظر گرفته شده است. با داشتن چنین تابعی، مشابه سایر روش‌ها پیش‌بینی برچسب برای تصاویر یا حتی متون جدید با معادلات زیر صورت می‌پذیرد:

$$f_v(v) = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} (\mathbb{E}_{t \sim \mathcal{T}(y)} [F(v, t)]) \quad (21-2)$$

$$f_t(t) = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} (\mathbb{E}_{v \sim \mathcal{V}(y)} [F(v, t)]). \quad (22-2)$$

یادگیری تابع  $F$  با تابع هزینه‌ی زیر صورت می‌گیرد:

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \ell_v(v_n, t_n, y_n) + \ell_t(v_n, t_n, y_n), \quad (23-2)$$

که توابع  $\ell_v$  و  $\ell_t$  این گونه تعریف شده‌اند:

$$\ell_v(v_n, t_n, y_n) = \max_{y \in \mathcal{Y}} (\cdot, \Delta(y_n, y) + \mathbb{E}_{t \sim \mathcal{T}(y)} [F(v_n, t) - F(v_n, t_n)])$$

$$\ell_t(v_n, t_n, y_n) = \max_{y \in \mathcal{Y}} (\cdot, \Delta(y_n, y) + \mathbb{E}_{v \sim \mathcal{V}(y)} [F(v, t_n) - F(v_n, t_n)])$$

تفاوت تابع هزینه (۲۳-۲) با رابطه (۱۰-۲) در اضافه شدن جمله‌ی دوم است. در رابطه (۱۰-۲) این مسئله که هر تصویر طوری نگاشته شود که به توصیف درست نزدیک‌تر از بقیه توصیف‌ها باشد در نظر گرفته می‌شد، در رابطه بالا علاوه به این مسئله، نگاشت‌ها باید طوری باشد که هر توصیف به ویژگی بصری خود نزدیک‌تر باشد تا سایر ویژگی‌های بصری. نگاشت  $\theta$  مانند سایر روش‌ها یک شبکه عصبی عمیق پیچشی است که از قبل با داده‌های ImageNet آموزش داده شده است. برای هر تصویر قسمت‌های بصری مختلف با بریدن قسمت‌های متفاوت از تصویر حاصل می‌شود. نگاشت  $\phi$  برای متون با سه شبکه عصبی مختلف پیچشی، بازگردنده و پیچشی بازگردنده (CNN-RNN) مدل شده است. استفاده از این شبکه‌ها برای نگاشت متن نخستین بار در این روش رخ داده است. جمع‌آوری مجموعه دادگان متنی بزرگتر، آموزش چنین شبکه‌هایی را ممکن کرده است.



در [۱۰] که برای نخستین بار توصیف‌ها از نوع متنی مورد بررسی قرار گرفته شده است، راه‌حل پیشنهادی یادگیری نگاشتی از این توصیفات به فضای تصاویر است. حاصل این نگاشت یک دسته‌بند خطی در فضای تصاویر در نظر گرفته می‌شود. اگر این نگاشت را طبق نمادگذاری معرفی شده با  $\phi$  نشان دهیم دسته بندی با استفاده از رابطه زیر انجام خواهد شد:

$$y^* = \arg \max_y \phi(c^y)^T x \quad (24-2)$$

برای یادگیری  $\phi(c)$  از ترکیب دو تخمین‌گر استفاده می‌شود:

۱. رگرسیون احتمالی: توزیع  $P_{reg}$  یادگرفته می‌شود که برای یک توصیف  $c$  و نگاشت در فضای تصاویر  $w$  احتمال  $P_{reg}(w|c)$  را مدل می‌کند.

۲. تابع مطابقت: نگاشت دو خطی  $D$  که تطابق میان دامنه تصاویر و توصیف‌ها مدل می‌کند به عبارت دیگر  $c^T D x$  زمانی که  $x$  به دسته‌ای که  $c$  توصیف می‌کند تعلق دارد بزرگتر از مقدار آستانه‌ای است و در غیر این صورت کوچک‌تر از آن. می‌توان مشاهده کرد که در این حالت با استفاده از رابطه (۲۴-۲)،  $c^T W$  یک دسته‌بند خطی برای دسته‌ای که  $c$  توصیف می‌کند، خواهد بود.

پارامترهای  $P_{reg}$  و  $D$  با استفاده از نمونه‌های آموزش بدست می‌آیند. در نهایت تابع پیشنهادی برای نگاشت  $\phi$  برای دسته‌های آزمون به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\phi(c) = \arg \min_{w, \zeta_i} w^T w - \alpha c^T D w - \beta \ln(P_{reg}(w|c)) + \gamma \sum \zeta_i \quad (25-2)$$

$$s.t. : -(w^T x_i) \geq \zeta_i, \quad \zeta_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N_s$$

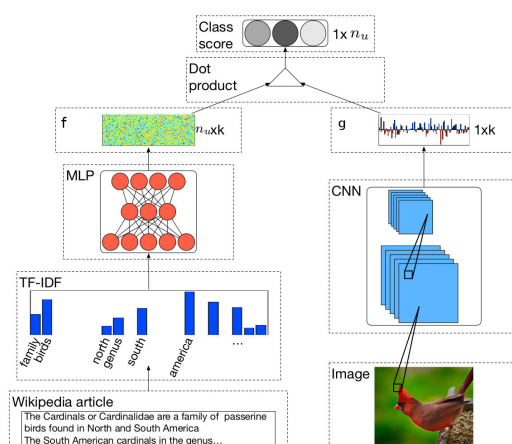
$$c^T D c \geq l$$

که  $\alpha, \beta, \gamma, l$  فراپارامترهای مدل هستند. جمله اول در این تابع هزینه، منظم‌سازی دسته‌بند خطی  $w$  است. جمله دوم شباهت  $w$  با  $c^T D$  را الزام می‌کند و جمله سوم، مقدار راستی‌نمایی یک رگرسیون احتمالی برای تخمین  $w$  از  $x$  است. محدودیت  $-(w^T x_i) \geq \zeta_i$  بر اساس فرض عدم تعلق نمونه‌های آزمون به کلاس‌های دیده‌شده تعریف شده است و اجبار می‌کند که تمامی نمونه‌های دیده‌شده باید در طرف منفی دسته‌بند خطی  $w$  قرار گیرند. نویسندگان این پژوهش، روش خود را با استفاده از تکنیک هسته <sup>۲۸</sup> برای دسته‌بندهای غیرخطی نیز توسعه داده‌اند [۳۶].

<sup>۲۸</sup>kernel trick

## ۷-۲ نگاشت به یک فضای میانی

در برخی روش‌ها هر دوی نگاشت‌های  $\phi$  و  $\theta$ ، معرفی شده در ابتدای فصل با توجه به داده‌ها یاد گرفته می‌شوند و در نتیجه فضای مشترک مورد استفاده نه فضای تصاویر و نه فضای توصیف‌هاست؛ بلکه فضای ثالثی است. این فضای میانی در برخی از روش‌ها یک فضای با بعد کمتر است و تعبیر معنایی برای آن موجود نیست. در برخی روش‌های دیگر، فضای میانی را با بعد  $n_s$  یعنی تعداد دسته‌های دیده شده در نظر گرفته‌اند و تعبیر معنایی برای آن ارائه شده است. این فضای میانی بر اساس توصیف دسته‌ها و نمونه‌های دیده نشده بر اساس شباهت آن‌ها با دسته‌های دیده شده استوار است.



شکل ۲-۲: شبکه مورد استفاده برای یادگیری توام نگاشت تصاویر و توصیف‌ها که یک شبکه عصبی عمیق با دو ورودی است. ورودی اول از نوع تصویر است و ابتدا با یک شبکه پیچشی سپس با چند لایه چگال به فضایی  $k$ -بعدی می‌رود. ورودی دوم که یک مقاله از ویکی‌پدیای انگلیسی است پس از تبدیل به نمایش برداری به صورت  $tf-idf$  با چند لایه با اتصالات چگال پردازش شده و به فضایی  $k$ -بعدی می‌رود. در نهایت امتیاز تعلق تصویر به دسته‌ی متن با ضرب داخلی این دو نگاشت تعیین می‌شود [۱].

در [۱] از شبکه‌های عصبی عمیق برای یادگیری توام نگاشت‌های  $\phi$  و  $\theta$  استفاده شده است. نمای کلی شبکه مورد استفاده در این روش در تصویر ۲-۲ نشان داده شده است. توصیف‌های متنی و ویژگی‌های بصری دو ورودی جداگانه به چنین شبکه‌ای هستند که ابتدا به صورت جداگانه با یک یا چند لایه‌ی با اتصالات کامل به یک فضای مشترک نگاشته شده و سپس بر اساس شباهت نمایش آن‌ها در این فضای میانی دسته‌بندی می‌شوند. تفاوت این روش با سایر روش‌هایی که مرور شد یادگیری توانان نگاشت‌های  $\phi$  و  $\theta$  است که با استفاده از شبکه‌های عصبی ممکن شده است. معیار یادگیری این

دو نداشت تنها خطای دسته‌بندی نهایی است. این روش را می‌توان به صورت ساخت دسته‌بند از روی توصیفات نیز تعبیر کرد؛ با این تفاوت که در این حالت یک تبدیل نیز روی فضای تصاویر اعمال شده و سپس دسته‌بند خطی یادگرفته شده از متون در این فضا به نداشت تصاویر اعمال می‌شود. در این حالت دسته‌بند خطی  $w^y$  یک تابع غیر خطی از توصیف کلاس  $y$  است:  $w^y = f(c^y)$  که شبکه عصبی مخصوص متن است (نیمه‌ی چپ تصویر ۲-۲). استخراج ویژگی غیر خطی از تصاویر نیز با یک شبکه عصبی که تابع آن را  $g$  می‌نامیم، انجام شده است (نیمه‌ی راست تصویر ۲-۲). در نهایت دسته‌بندی با تابع زیر انجام می‌شود:

$$y^* = \arg \max_y w^{yT} g(x). \quad (26-2)$$

این روش فراتر از دسته‌بند خطی به حالت فوق نیز با معرفی دسته‌بند پیچشی توسعه پیدا می‌کند. در شبکه‌های عصبی پیچشی، اطلاعات مکانی در لایه‌های با اتصال چگال که بعد از لایه‌های پیچشی قرار می‌گیرند، از بین می‌رود. هم‌چنین تعداد وزن‌ها در این لایه‌ها بسیار بیشتر از لایه‌های پیچشی زیرین است. در نتیجه بنظر می‌رسد استفاده مستقیم از خروجی لایه‌ی پیچشی و اضافه کردن یک لایه پیچشی دیگر یادگیری فیلتر بر اساس متن می‌تواند راه‌حل مناسب‌تری از یادگرفتن یک یا چند لایه‌ی چگال باشد.

فرض کنید  $b$  خروجی یک لایه‌ی پیچشی با  $M$  نقشه از ویژگی‌های تصویر باشد:  $b \in \mathbb{R}^{M \times l \times h}$  که  $h$  و  $l$  ارتفاع و عرض نقشه ویژگی‌ها هستند. دسته‌بند روی  $b$  به صورت یک لایه‌ی پیچشی فورمول‌بندی می‌شود. ابتدا یک کاهش ابعاد غیر خطی روی هر یک از نقشه‌های ویژگی صورت می‌گیرد که آن را با  $g'$  نشان می‌دهیم:  $g' : \mathbb{R}^{M \times l \times h} \mapsto \mathbb{R}^{K' \times l \times h}$  که  $K' \ll M$ . در ادامه از نماد  $a'$  برای نقشه ویژگی کاهش بعد یافته استفاده می‌کنیم  $a' = g'(a)$ . از یک توصیف مثل  $c^y$  یک فیلتر پیچش<sup>۲۹</sup>  $w^y = f'(c^y)$  ایجاد می‌شود که اگر اندازه فیلتر را با  $m$  نشان دهیم:  $w_c^y \in \mathbb{R}^{K' \times m \times m}$ . همانند حالت قبل،  $f'$  با یک شبکه عصبی چند لایه مشخص می‌شود. در نهایت دسته‌بند پیچشی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{score}(x, y) = o\left(\sum_{i=1}^{K'} w_i^{y'} * a'_i\right), \quad (27-2)$$

$\text{score}(x, y)$  امتیاز تعلق  $x$  به دسته‌ی  $y$  است؛  $o(\cdot)$  یک تابع ادغام<sup>۳۰</sup> به صورت  $o : \mathbb{R}^{l \times h} \mapsto \mathbb{R}$  و  $*$  نشان‌گر عمل پیچش است. در این حالت فیلترهای یادگرفته شده به علت این که به محل تصویر وابسته هستند می‌توانند با دقت بهتری تطابق توصیف‌های متنی و تصویر را نشان دهند.

<sup>۲۹</sup>Convolution<sup>۳۰</sup>pooling

در نهایت در این پژوهش استفاده همزمان از دسته‌بندهای خطی و پیچشی پیشنهاد می‌شود که با استفاده از آزمایشات عملی نشان داده شده عمل‌کرد بهتری خواهد داشت. برای استفاده همزمان از این دو دسته‌بند امتیاز تطابق از جمع این دو بدست می‌آید:

$$\text{score}(x, y) = w^y T g(x) + o \left( \sum_{i=1}^{K'} w_i^{y'} * g'(a)_i \right). \quad (28-2)$$

در این حالت پارامترهای مربوط به  $g, g', f, f'$  به صورت همزمان یادگرفته می‌شوند. یادگیری در شبکه بر اساس خطای تنها خروجی شبکه که نشان می‌دهد آیا این متن و توصیف هم‌دسته هستند یا نه، صورت می‌گیرد. در این پژوهش دو تابع هزینه برای خطا در نظر گرفته شده (۱) آنتروپی تقاطعی (۲) تابع هزینه لولا<sup>۳۲</sup>. بررسی عمل‌کرد این دو نوع تابع هزینه نشان می‌دهد که بر اساس معیار ارزیابی نهایی هر کدام می‌تواند عمل‌کرد بهتری نسبت به دیگری داشته باشد. اگر معیار ارزیابی دقت دسته‌بندی در  $k$  انتخاب اول<sup>۳۳</sup> باشد تابع هزینه لولا بهتر عمل می‌کند و اگر معیار مساحت زیر نمودار صحت و بازیابی<sup>۳۴</sup> باشد، آنتروپی متقاطع عمل‌کرد بهتری دارد.

در [۱۲] روشی برای ساخت بردارهای ویژگی برای تصاویر، برای دسته‌بندی بهتر آن‌ها، در حالت عادی دسته‌بندی تصاویر، ارائه شده است. این روش برای هر دسته یک بردار ویژگی و برای هر یک از ویژگی‌ها یک دسته‌بند یاد می‌گیرد. این روش برای یادگیری بدون برد هم تعمیم داده شده است. این روش با سایر روش‌ها در نوع توصیفی که برای دسته‌ها استفاده می‌کند کاملاً متفاوت است. در این روش بردار ویژگی برای دسته‌ها جزو خروجی‌های روش است نه ورودی‌های آن. در این‌جا الگوریتم هیچ توصیفی از دسته‌های دیده شده دریافت نمی‌کند و دسته‌های دیده نشده بر اساس شباهتشان با دسته‌های دیده شده توصیف می‌شوند و در نهایت الگوریتم برای همه دسته‌ها بردار ویژگی تولید می‌کند. فرض کنید در کل  $n$  دسته موجود باشد و قصد داشته باشیم بردار ویژگی‌های  $l$  بعدی تولید کنیم ( $l$  یک فرایارامتر است). ماتریس این ویژگی‌ها را با  $A \in \mathbb{R}^{n \times l}$  نشان می‌دهیم. هدف در این‌جا بدست آوردن  $A$  و هم‌چنین دسته‌بند  $f = [f_1 \dots f_l]^T$  برای ویژگی‌هاست. در نهایت یک نمونه با استفاده از رابطه زیر قابل دسته‌بندی خواهد بود:

$$y^* = \arg \min_i \|A_{(i)} - f(x)^T\| \quad (29-2)$$

نویسندگان این پژوهش عنوان می‌کنند که بردار ویژگی یادگرفته شده برای خوب بودن باید دو خاصیت را داشته باشد:

<sup>۳۱</sup>Cross Entropy

<sup>۳۲</sup>hinge loss

<sup>۳۳</sup>top-k accuracy

<sup>۳۴</sup>Precision Recall Area Under the Curve

• ایجاد تمایز: بردار ویژگی هر دسته باید با دسته دیگر، به اندازه کافی متفاوت باشد. به عبارت دیگر سطرهای ماتریس  $A$  از هم فاصله داشته باشند.

• قابل یادگیری بودن: ویژگی‌ها باید با خطای کم از روی تصاویر قابل پیش‌بینی باشند. یک روش برای ایجاد چنین حالتی این است که ویژگی‌ها باید میان دسته‌های مشابه یکدیگر، شبیه باشد.

اثبات می‌شود خطای دسته‌بندی کرانی بر اساس دو عامل بالا، یعنی حداقل فاصله سطرهای  $A$  و حداکثر خطای دسته‌بند  $f$  خواهد داشت. برای یادگیری  $A$  طوری که دو خاصیت فوق را داشته باشد تابع هزینه

$$\max_A \sum_{i,j} \|A_{(i)} - A_{(j)}\|_p^2 - \lambda \sum_{i,j} S_{ij} \|A_{(i)} - A_{(j)}\|_p^2 \quad (30-2)$$

پیشنهاد شده است.  $S \in \mathbb{R}^{n \times n}$  ماتریسی است که عناصر آن شباهت میان دسته‌ها را نشان می‌دهد. جمله اول، جمع فاصله سطرهای  $A$  از هم است و برای ایجاد خاصیت اول یعنی ایجاد تمایز در نظر گرفته شده است. جمله دوم تحمیل می‌کند که دسته‌های مشابه یکدیگر بایست ویژگی‌های بصری مشابه داشته باشند تا بتوان این ویژگی‌ها را از تصویر پیش‌بینی کرد. در مسئله دسته‌بندی عادی،  $S$  از روی داده‌های برچسب‌دار و فاصله تصاویر هر دسته از دسته‌ی دیگر تعیین می‌شود. برای مسئله یادگیری بدون برد، مقادیر  $S$  برای دسته‌های دیده نشده به عنوان ورودی دریافت می‌شود و با کمک  $f$  که از داده‌های آموزش یادگرفته شده دسته‌بندی آن‌ها با رابطه (۲-۲۹) انجام می‌شود.

## ۲-۷-۱ نگاشت به فضای دسته‌های دیده شده

با توجه به این که یادگیری تابع تعیین شباهت هر نمونه با دسته‌های آموزش تنها به نمونه‌های آموزش نیاز دارد می‌تواند به طور کامل در زمان آموزش انجام شود. بر این اساس اگر دسته‌های دیده نشده به خوبی بر اساس شباهتشان با دسته‌های دیده شده قابل توصیف باشند، می‌توان یک معیار مطابقت میان آن‌ها و نمونه‌های آزمون بدست آورد (مثلاً بر اساس ضرب داخلی یا فاصله اقلیدسی در این فضا). در زمینه‌ی یادگیری بدون برد چند روش بر این اساس ارائه شده است. بعضی از این روش‌ها توصیف دسته‌های آزمون بر اساس دسته‌های آموزش را به عنوان ورودی دریافت می‌کنند و برخی دیگر توانایی بدست آوردن این نمایش را بر اساس توصیف‌های جانبی دارند.

در روشی که در [۳۷] ارائه شده است ابتدا هر دسته به صورت نسبتی از دسته‌های دیده شده یا به عبارتی هیستوگرامی از آن‌ها نشان داده می‌شود. سپس بر اساس این نمایش از دسته‌ها و تنها با استفاده از نمونه‌های آموزش، نگاشت از فضای

تصاویر به فضای هیستوگرام دسته‌های دیده شده یاد گرفته می‌شود. نمایش توصیف  $c$  با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\theta(c) = \arg \min_{\alpha \in \Delta^{|S|}} \left\{ \frac{\gamma}{2} \|\alpha\|^2 + \frac{1}{2} \|c - \sum_{y \in S} c_y \alpha_y\|^2 \right\}, \quad (31-2)$$

که در آن  $\Delta^{|S|}$  یک سادک<sup>۳۵</sup> به ابعاد تعداد دسته‌های دیده شده را نشان می‌دهد. جمله منظم سازی  $\frac{\gamma}{2} \|\alpha\|^2$  در عبارت بالا، مانع از بدست آمدن این نمایش بدیهی می‌شود که برای دسته‌های دیده شده، تنها عنصر متناظر با همان دسته در  $\alpha$  یک شود و سایر درایه‌ها صفر.  $\gamma$  یک فرامتر در این مدل است که باید با اعتبارسنجی تعیین شود. نگاشت از تصاویر به هیستوگرام‌ها یا به عبارتی تعیین شباهت هر نمونه با دسته‌های دیده شده در این روش به این صورت انجام می‌شود که برای هر یک از دسته‌های دیده شده یک نگاشت اختصاصی برای تعیین شباهت به آن وجود دارد. این نگاشت بر اساس تابع واحد خطی اصلاح‌کننده ReLU<sup>۳۶</sup> یا نگاشت اشتراک (INT) تعریف می‌شود که سپس با یک تبدیل خطی مشترک  $w$  به امتیاز شباهت تبدیل می‌شود. اگر نگاشت مربوط به دسته‌ی  $y$  را با  $\psi_y(\cdot)$  نشان دهیم، داریم:

$$\text{INT: } \phi_y(x) = \min(x, v_y), \quad (32-2)$$

$$\text{ReLU: } \phi_y(x) = \max(0, x - v_y), \quad (33-2)$$

که  $v_y$  نگاشت اختصاصی شباهت با دسته‌ی  $y$  است. در آزمایشات عملی نشان داده شده است که نگاشت‌های ReLU و INT عمل‌کرد نسبتاً مشابهی دارند. در نهایت امتیاز شباهت با دسته‌ی  $y$  با عملگر خطی  $w$  تعیین می‌شود و خواهیم داشت:

$$\phi(x) = (w^T \psi_1(x), w^T \psi_2(x), \dots, w^T \psi_{n_s}(x)) \quad (34-2)$$

دسته‌بندی نمونه‌های آزمون با ضرب داخلی در فضای هیستوگرام‌ها تعیین می‌شود:

$$y^* = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} \langle \phi(x), \theta(c^y) \rangle. \quad (35-2)$$

---

<sup>۳۵</sup>simplex

<sup>۳۶</sup>Rectified Linear Unit

یادگیری  $w$  و  $v$  با استفاده از مسئله بهینه‌سازی زیر تعیین صورت می‌گیرد:

$$\min_{\mathcal{V}, \mathbf{w}, \xi, \epsilon} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{\lambda_1}{2} \sum_{\mathbf{v} \in \mathcal{V}} \|\mathbf{v}\|^2 + \lambda_2 \sum_{y,s} \epsilon_{ys} + \lambda_3 \sum_{i,y} \xi_{iy} \quad (36-2)$$

$$\text{s.t. } \forall i \in \{1, \dots, N\}, \forall y \in \mathcal{S}, \forall s \in \mathcal{S},$$

$$\sum_{i=1}^N \frac{\mathbb{I}_{\{y_i=y\}}}{N_y} [f(\mathbf{x}_i, y) - f(\mathbf{x}_i, s)] \geq \Delta(y, s) - \epsilon_{ys}, \quad (37-2)$$

$$f(\mathbf{x}_i, y_i) - f(\mathbf{x}_i, y) \geq \Delta(y_i, y) - \xi_{iy}, \quad (38-2)$$

$$\epsilon_{ys} \geq 0, \xi_{iy} \geq 0, \forall \mathbf{v} \in \mathcal{V}, \mathbf{v} \geq 0,$$

که در آن  $\Delta(\cdot, \cdot)$  یک تابع هزینه‌ی خطای ساختارمند میان دسته‌ی پیش‌بینی شده و دسته‌ی صحیح را نشان می‌دهد  $\lambda_1 \geq 0$  and  $\lambda_2 \geq 0$  and  $\lambda_3 \geq 0$  فرامترهای مربوط به منظم‌سازی هستند و  $\xi = \{\xi_{iy}\}$  and  $\epsilon = \{\epsilon_{ys}\}$  متغیرهای مربوطه به محدودیت‌های نرم در بهینه‌سازی‌اند. در این روش تابع هزینه‌ی خطای ساختارمند به صورت  $\Delta(y, s) = 1 - \mathbf{c}_y^T \mathbf{c}_s$  تعریف شده است.

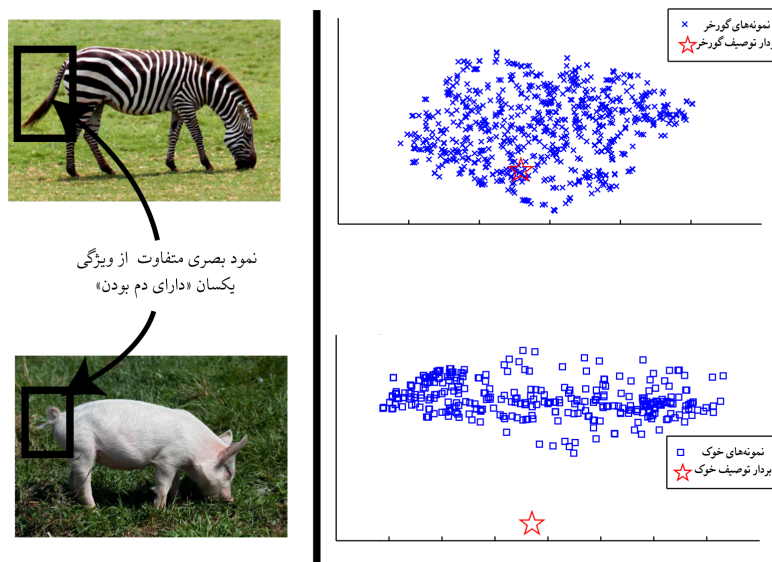
صورت‌بندی بالا یک صورت‌بندی دسته‌بندی با بیشترین حاشیه است با این تفاوت که علاوه بر محدودیت بیشترین حاشیه (رابطه (۲-۳۸)) یک محدودیت برای دسته‌بندی صحیح به صورت میانگین هم در رابطه (۲-۳۷) اضافه شده است. این محدودیت جدید می‌تواند باعث شود که داده‌ها به گونه‌ای نگاشته شود که نه تنها دسته‌بندی صحیح صورت گیرد بلکه یک توزیع با مرکز  $\theta(c^y)$  ایجاد کنند و برای نگاشت‌یافته‌ی مراکز دسته‌ها نیز یک حاشیه در نظر گرفته شود. این حالت باعث ایجاد خوشه‌هایی جدا از هم می‌شود که مراکزشان توصیف‌هاست و در نتیجه برای مسئله یادگیری از صفر مناسب‌تر است.

نویسندگان این پژوهش روش خود را در [۳۸] با یادگیری توانان نگاشت توصیف‌ها و تصاویر توسعه داده‌اند. علاوه بر یادگیری توانان پارامترهای نگاشت‌ها، برای داده‌های تست، نمایش طوری به دست می‌آید که علاوه بر هم‌خوانی با پارامترهای بدست آمده برای نگاشت، از داده‌های دسته‌های دیده شده نیز دور باشند. این یک شرط شهودی برای بهتر شدن نگاشت است چرا که فرض بر این است که دسته‌های آموزش و آزمون اشتراکی ندارند و در نتیجه برای مثال نمایش تصاویر آزمون نباید در نزدیکی توصیف دسته‌های آموزش باشد.

## ۸-۲ روش‌های نیمه‌نظارتی

در این بخش به بررسی روش‌های نیمه‌نظارتی می‌پردازیم. این روش‌ها از نظر نوع نگاشت‌های مورد استفاده در یکی از دسته‌های قبلی قابل بیان بودند ولی با توجه به این که روش پیشنهادی ما نیز نیمه‌نظارتی است، برای پررنگ‌تر شدن نحوه‌های استفاده از داده‌های آزمون در جریان آموزش این دسته را به طور جداگانه مورد بررسی قرار می‌دهیم.

در [۳۹] برای نخستین بار مشکل جابجایی دامنه<sup>۳۷</sup> معرفی شد. این مشکل که در شکل ۲-۳ قابل مشاهده است به متفاوت بودن خواص ویژگی‌ها برای دسته‌های مختلف اشاره می‌کند. برای مثال ویژگی راه‌راه بودن برای دو حیوان گورخر و ببر از نظر بصری خواص متفاوتی دارد و یادگیری یک دسته‌بند برای تشخیص راه‌راه بودن با استفاده از تصاویر گورخر در تشخیص وجود و یا عدم وجود این ویژگی در تصویر ببر ضعیف خواهد بود.



شکل ۲-۳: مشکل جابجایی دامنه بین دو دسته‌ی دیده شده (گورخر) و دیده نشده (خوک) نمایش داده شده است. ویژگی یکسان «دارای دم بودن» در این دو دسته دارای دو نمود بصری متفاوت است (سمت چپ) و نگاشت یادگرفته شده برای بردن این ویژگی به فضای مشترک برای دسته‌ی دیده نشده عمل‌کرد ضعیف‌تری نسبت به دسته‌ی دیده شده به نمایش می‌گذارد (سمت راست) [۳۹].

در [۳۹] برای حل این مشکل دو تکنیک به کار گرفته شده است. ابتدا یافتن نمایش مشترک برای سه دامنه‌ی تصاویر،

<sup>۳۷</sup>Domain shift problem



بردار ویژگی و بردار نام دسته‌ها به صورت توامان با استفاده از  $^{38}CCA$  [۴۰] سپس برچسب‌گذاری داده‌های بدون برچسب در این فضای مشترک با استفاده از یک تکنیک انتشار برچسب  $^{39}$  بیزی.

در [۴۱] مسئله به صورت یک دسته‌بندی روی دسته‌های دیده شده و نسبت دادن برچسب به داده‌های دسته‌های دیده نشده مدل شده‌است. در این روش یک دسته‌بند خطی روی تصاویر یادگرفته می‌شود که این دسته‌بند ترکیبی از پارامترهای مدل و توصیف‌هاست. به صورت دقیق‌تر چهارچوب یادگیری برابر خواهد بود با:

$$\min_{Y,U,W,\xi} \quad \frac{\beta}{2} \|W\|_{Fro}^2 + \frac{\beta}{2} \|U\|_{Fro}^2 + \mathbf{1}^T \xi \quad (39-2)$$

$$s.t. \quad diag((Y - \mathbf{1}\mathbf{1}_k^T))UWX^T \geq (\mathbf{1} - Y\mathbf{1}_k) - \xi, \forall k \in \mathcal{Y} \quad (40-2)$$

$$Y \in \{0, 1\}^{(N_s+N_u) \times (n_s+n_u)}, \quad BY = Y_s^T, \quad (41-2)$$

$$Y\mathbf{1} = \mathbf{1}, \quad l\mathbf{1} \leq Y^T\mathbf{1} \leq h\mathbf{1} \quad (42-2)$$

که در این صورت‌بندی فوق،  $U$  را می‌توان توصیف‌های موجود برای هر دسته در نظر گرفت،  $Y$  برچسب‌ها را نشان می‌دهد و  $B$  یک ماتریس انتخاب‌گر است که قسمتی از  $Y$  را که مربوط به نمونه‌های آموزش است انتخاب می‌کند.  $\beta$  و  $l$  و  $h$  فراپارامترهای مدل هستند که  $\beta$  وزن جمله منظم‌سازی را تعیین می‌کند و  $l$  و  $h$  حداقل و حداکثر نمونه‌هایی که باید هر دسته دریافت کند را تعیین می‌کنند. یک خاصیت جالب این صورت‌بندی این است که اگر دوگان مسئله بهینه‌سازی فوق را بنویسیم،  $U$  تنها به شکل  $UU^T$  ظاهر می‌شود، یعنی تنها اطلاعاتی که از دسته‌ها نیاز است میزان شباهتشان به یکدیگر است که ممکن است از روی کواریانس توصیف‌ها محاسبه شود، اما در نبود توصیف به صورت مستقیم هم قابل بیان است. در این چهارچوب اگر  $U$  را ثابت در نظر بگیریم،  $W$  یک دسته‌بندی  $SVM$  روی دسته‌های دیده شده انجام می‌دهد و برچسب نمونه‌های مربوط به دسته‌های دیده نشده هم به گونه‌ای پیدا می‌شود که علاوه بر ارضای شرایط تابع هدف مربوطه حداقل شود. ضعف این چهارچوب در عدم استفاده از اطلاعات موجود در موقعیت مکانی داده‌های آزمون در دسته‌بندی انجام شده روی آن‌هاست و هم‌چنین مسئله بهینه‌سازی تعریف شده برای داده‌های واقعی یک مسئله سخت است که به منابع زمانی و محاسباتی زیادی نیاز دارد. برای حل مشکل اول، نویسندگان این پژوهش نوع دیگری از

<sup>38</sup>Canonical Correlation Analysis

<sup>39</sup>Label Propagation

چهارچوب فوق ارائه می‌کند که با اضافه کردن یک جمله هموار سازی اطلاعات نزدیکی مکانی نمونه‌ها را وارد می‌کند.

$$\min_{Y, U, W} \sum_{i=1}^{N_s+N_u} \ell(X_{(i)}^T W, Y_i U) + \frac{\alpha}{\gamma} \|W\|_{Fro}^{\gamma} + \frac{\beta}{\gamma} \|U - U_0\|_{Fro}^{\gamma} + \frac{\rho}{\gamma} \text{tr}(Y_u L Y_u^T) \quad (43-2)$$

$$s.t. \quad (41-2), (42-2)$$

که در آن  $\alpha$  و  $\rho$  فرامترهای جملات منظم‌سازی هستند و  $U$  ماتریس توصیف دسته‌هاست.  $L$  ماتریس لاپلاسین مربوط به ماتریس مشابهت میان نمونه‌هاست که در اینجا عکس فاصله اقلیدسی نمونه‌ها به عنوان شباهت در نظر گرفته شده است. به عبارتی اگر  $A$  ماتریس مقارنی باشد که عکس فاصله دودوی نمونه‌های آزمون را از یکدیگر نشان می‌دهد، خواهیم داشت  $L = \text{diag}(A1) - A$ . صورت‌بندی معادله (۴۳-۲) با صورت بندی انجام شده در (۳۹-۲) چند تفاوت دارد. اضافه شدن جمله لاپلاسین برای استفاده بهتر از اطلاعات موجود در نمونه‌های آزمون یکی از آن‌هاست. علاوه بر این، در این روش یادگیری نمایش برای برچسب‌ها همواره صورت می‌گیرد. این در حالی‌ست که در صورت‌بندی قبلی  $U$  عموماً برابر با توصیف‌های موجود در صورت مسئله در نظر گرفته می‌شد. در اینجا  $U$  چنین مقداری را اختیار می‌کند و  $U$  اجازه دارد تغییر کند تا نمایش بهتری یاد گرفته شود. این دو روش، علاوه بر نیمه‌نظارتی بودن، تفاوت مهم دیگری با سایر روش‌های ارائه شده برای یادگیری بدون برد دارند: در این دو روش برچسب‌های داده‌های آزمون در جریان بهینه‌سازی حدس زده می‌شوند و از روش‌هایی مثل نزدیک‌ترین همسایه یا انتشار برچسب به عنوان یک مرحله جداگانه برای تعیین برچسب داده‌ها استفاده نمی‌شود. ضعف این روش‌ها سنگین بودن مسئله بهینه‌سازی تعریف شده است که به همین علت امکان استفاده از نمایش ابعاد بالا برای تصاویر که از شبکه‌های عمیق به دست می‌آید، از بین می‌رود.

در [۴۲] مسئله یادگیری بدون برد به صورت یک مسئله تطبیق دامنه<sup>۴۰</sup> مدل می‌شود. مسئله دسته‌بندی به صورت بدون برد ذاتاً یک مسئله تطبیق دامنه نیست. در مسئله تطبیق دامنه، یک پیش‌بینی یکسان روی داده‌هایی از دو دامنه متفاوت انجام می‌شود؛ حال آن‌که در مسئله یادگیری بدون برد علاوه بر تفاوت دامنه در نمونه‌ها، پیش‌بینی‌ها نیز برد متفاوتی دارند و در دسته‌های یکسانی نمی‌گنجد. اگر مسئله یادگیری بدون برد را به شیوه یافتن توصیف از روی تصاویر، یا به عبارتی پیش‌بینی ویژگی نگاه کنیم، این مسئله یک مسئله استاندارد تطبیق دامنه بدون نظارت است؛ چرا که یک مجموعه ویژگی یکسان برای داده‌هایی از دو دامنه متفاوت پیش‌بینی می‌شوند. در این روش، از یادگیری لغت‌نامه<sup>۴۱</sup> برای پیش‌بینی ویژگی استفاده می‌شود و با معرفی دو جمله منظم‌سازی، مسئله تطبیق دامنه و مشکل جابجایی دامنه در نظر گرفته می‌شوند. برای هر یک از دامنه‌ها یک لغت‌نامه یادگرفته می‌شود که این شامل نمایش هر یک از ویژگی‌ها در فضای تصاویر است. سپس

<sup>۴۰</sup>Domain Adaptation

<sup>۴۱</sup>Dictionary Learning

هر تصویر با توجه به اینکه چه میزان از هر ویژگی در آن وجود دارد، به صورت ترکیب این پایه‌ها بیان می‌شود. برای دامنه دسته‌های دیده شده، با توجه به این که ویژگی‌ها از پیش دانسته شده است، مسئله در حقیقت یافتن یک نگاشت خطی است، نه یادگیری یک لغت‌نامه:

$$D_s = \arg \min_{D_s} \|X_s - D_s Z_s\|_{Fro}^2 + \gamma \|D_s\|_{Fro}^2, \quad s.t. \|D_{(i)}\|_F^2 \leq 1 \quad (44-2)$$

که  $\gamma$  یک فرامتر و  $D_s$  نگاشت خطی مورد نظر یا به عبارتی پایه‌های لغت‌نامه است. برای دامنه آزمون، ویژگی‌های تصاویر دانسته نیستند در نتیجه یک مسئله یادگیری لغت‌نامه داریم که باید ویژگی‌ها همراه با پایه‌های لغت‌نامه  $D_u$  یادگرفته شوند:

$$\begin{aligned} \{D_u, Z_u\} = \min_{D_u, Z_u} & \|X_u - D_u Z_u\|_{Fro}^2 + \lambda_1 \|D_u - D_s\|_{Fro}^2 \\ & + \lambda_2 \sum_{i,j} w_{ij} \|Z_{u(i)} - S_{u(j)}\|_F^2 + \lambda_3 \|Z_u\|_1 \\ s.t. & \|D_{(i)}\|_F^2 \leq 1 \end{aligned} \quad (45-2)$$

که در آن  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  و  $\lambda_3$  فرامترهای مدل هستند.  $w_{ij}$  امتیاز شباهت نمونه‌ی  $X_u(i)$  به دسته‌ی  $j$  از دسته‌های دیده نشده است که با روش IAP بدست آمده است. در تابع هزینه‌ی فوق، جمله‌ی اول و آخر، جملات معمول مربوط به یادگیری لغت‌نامه‌ی تنک هستند. جمله‌ی دوم برای تطبیق دامنه اضافه شده است و شبیه بودن پایه‌های لغت‌نامه را میان دو دامنه اعمال می‌کند. به عبارت دیگر نمایش بصری هر یک ویژگی‌های دو دامنه باید نزدیک به یکدیگر باشد. جمله سوم برای حل مشکل جابجایی دامنه اضافه شده است. این جمله اجبار می‌کند که ویژگی‌های پیش‌بینی شده برای هر یک تصاویر به امضای دسته‌های آزمون شباهت داشته باشد. در این روش بعد از پیش‌بینی ویژگی‌های  $Z_u$  برای تصاویر آزمون، از انتشار برجسب برای تعیین دسته‌ها استفاده می‌شود. مزیت این روش سادگی مسئله بهینه‌سازی تعریف شده نسبت به دیگر روش‌های نیمه‌نظارتی است. در انجام بهینه‌سازی تناوبی روی  $D_u$  و  $Z_u$ ، مسئله اول جواب بسته دارد و مسئله دوم یک رگرسیون لاسو<sup>۴۲</sup> است که بسته‌های نرم‌افزاری زیادی برای آن وجود دارد. از طرفی متفاوت در نظر گرفتن  $D_s$  و  $D_u$  موجه به نظر نمی‌رسد. درست است که خواص بصری هر یک ویژگی‌ها برای هر دسته متفاوت است (مثل راه‌راه بودن دسته‌های ببر و گورخر) ولی این تفاوت به دسته‌های دیده شده یا دیده‌نشده مرتبط نیست و بین دو دسته‌ی دیده شده یا دو دسته‌ی دیده نشده نیز وجود دارد.

در [۴۳] روش نیمه‌نظارتی کلمه‌محور SS-Voc<sup>۴۳</sup> ارائه می‌شود که بجای استفاده از نمونه‌های بدون برجسب از

<sup>۴۲</sup>LASSO Regression

<sup>۴۳</sup>Semi-Supervised VOCabulary informed learning

توصیف‌هایی (که اینجا کلمه هستند) که نمونه‌ای از آن‌ها موجود نیست استفاده می‌کند. این روش با استفاده از چنین کلماتی سعی در رفع کردن چهار نقص در روش‌های دیگر را دارد. این چهار مورد عبارتند از: (۱) فرض جدا بودن دسته‌های آموزش و آزمون واقعی نیست و ممکن است در زمان آزمون نمونه‌هایی از دسته‌های دیده شده هم وجود داشته باشد. (۲) مجموعه دسته‌های دیده نشده عموماً کم‌تعداد است، در حالیکه در مسائل واقعی تعداد دسته‌های دیده نشده می‌تواند بسیار زیاد باشد. (۳) تعداد زیادی نمونه از دسته‌های دیده شده برای آموزش لازم است. (۴) دانش غنی موجود در رابطه معنایی کلمات (نام دسته‌ها) مورد استفاده قرار نمی‌گیرد. در این روش نگاهی از تصاویر به فضای معنایی نمایش کلمات یادگرفته می‌شود که به صورت همزمان باید دارای سه خاصیت زیر باشد:

۱. هر تصویر برچسب‌دار نزدیک به نمایش معنایی برچسب خود نگاشته شود.
  ۲. نمایش هر تصویر در فضای کلمات به نمایش برچسب درست خود نزدیکتر باشد تا به سایر برچسب‌های موجود.
  ۳. نمایش هر تصویر در فضای کلمات به نمایش برچسب درست نزدیکتر باشد تا به سایر کلمات لغت‌نامه.
- معیار سومی که برشمرده شد تفاوت اصلی این روش با سایر روش‌هایی مثل [۲۵] است که از تابع هزینه‌ی رتبه‌بند استفاده می‌کنند. در نظر گرفتن فاصله با کلماتی که در مجموعه آموزش و آزمون وجود ندارند باعث می‌شود که این روش توانایی دسته‌بندی مجموعه باز<sup>۴۴</sup> را هم داشته باشد، یعنی حالتی که دسته‌های آزمون از پیش تعیین شده نیستند.

برای تامین خاصیت اول، از تابع هزینه‌ی بیشترین حاشیه استفاده می‌شود:

$$(|\xi|_\epsilon)_j = \max \left\{ 0, |W_{*j}^T \mathbf{x}_i - (\mathbf{c}_{z_i})_j| - \epsilon \right\} \quad (46-2)$$

$$\mathcal{L}_\epsilon(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_{z_i}) = \|\xi\|_\epsilon^2 \quad (47-2)$$

که  $|\xi|_\epsilon \in \mathbb{R}^a$  و  $(\cdot)_j$ ،  $j$ -مین عنصر بردار را نشان می‌دهد. این جمله مشابه تابع هزینه رگرسیون بردار پشتیبان<sup>۴۵</sup> است که با استفاده از جمله‌ی درجه ۲ هموار شده است.

برای تامین موارد دوم و سوم برای نگاشت از جمله زیر استفاده می‌شود:

$$\mathcal{M}(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_{y_i}) = \frac{1}{V} \sum_v \left[ G + \frac{1}{V} D(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_{y_i}) - \frac{1}{V} D(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_v) \right]_+^2 \quad (48-2)$$

<sup>۴۴</sup>Open Set

<sup>۴۵</sup>Support Vector Regression

که در آن  $v$  نمایش یک کلمه در فضای معنایی است،  $G$  متغیر مربوط به حاشیه است و  $[.]_+^2$  نشان‌دهنده‌ی تابع هزینه‌ی لولای هموار شده است<sup>۴۶</sup>. برای این که بهینه‌سازی امکان‌پذیر باشد  $v$  بجای کل کلمات لغت‌نامه تنها چند مقدار نزدیک به نمایش برجسب صحیح یعنی  $c_{y_i}$  را اختیار می‌کند. تابع هزینه‌ی پیشنهادی برای یادگرفتن نگاشتی با خواص فوق به این صورت تعریف شده است:

$$W = \arg \min_W \lambda \|W\|_{Fro}^2 + \sum_{n=1}^{N_u} \alpha \mathcal{L}_\epsilon(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_{y_i}) + (1 - \alpha) \mathcal{M}(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_{y_i}) \quad (49-2)$$

در نهایت در این روش با جایگزین کردن  $c$  با  $cV$  در تابع هزینه‌ی فوق، نگاشت  $V$  روی توصیف‌ها نیز یاد گرفته می‌شود تا نمایش کلمات که با استفاده از مجموعه متن بدون برجسب بدست آمده، با توجه به برجسب‌های موجود در مسئله تنظیم دقیق شود.

## ۹-۲ جمع‌بندی

در پایان این فصل به یک مقایسه کلی از روش‌های پیشین و مزایا و معایب آن‌ها می‌پردازیم که در جدول ۲-۱ آمده است.

جدول ۲-۱: مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر

نام روش	سال ارائه	نوع توصیف	مزایا و معایب
DAP [۱۳]	۲۰۰۹	بردار ویژگی	+ ارائه یک چارچوب نظام‌مند + امکان تعویض برخی قسمت‌ها مانند نوع دسته‌بند مورد استفاده - مدل نکردن ارتباط میان ویژگی‌ها - در نظر نگرفتن خطای دسته‌بندی در آموزش
طراحی ویژگی برای دسته‌ها [۱۲]	۲۰۱۳	شباهت دسته‌ها با هم	+ عدم نیاز به توصیف صریح دسته‌ها + ارائه یک کران نظری برای خطای دسته‌بندی + امکان استفاده در یادگیری با نظارت یا بدون برد - عدم امکان استفاده از توصیف‌های دقیق‌تر و بسنده کردن به شباهت میان دسته‌ها

<sup>۴۶</sup>quadratically smoothed hinge loss

جدول ۲-۱: مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر

نام روش	سال ارائه	نوع توصیف	مزایا و معایب
دسته‌بند نوشتاری [۱۰]	۲۰۱۳	متن	+ معرفی مسئله استفاده از توصیف متنی و جمع‌آوری مجموعه دادگان لازم + استفاده از روش‌های تطبیق دامنه + امکان یادگیری دسته‌بند برای هر کلاس دیده نشده‌ی جدید - سادگی مدل تحلیل متن - محدود بودن به نگاشت‌های خطی
DeViSE [۲۵]	۲۰۱۳	نام دسته‌ها	+ عدم نیاز به تهیه توصیف توسط انسان + بهره‌گیری از پیش‌آموزش روی داده‌های فراوان - عدم دسته‌بندی دقیق برای دسته‌های نزدیک به هم
نگاشت القایی چند منظری <sup>۴۷</sup> [۳۹]	۲۰۱۴	بردار ویژگی و نام دسته‌ها	+ معرفی مشکل جابجایی دامنه در یادگیری بدون برد و ارائه یک راه‌حل برای آن + ارائه یک روش انتشار برچسب برای دسته‌بندی در مقابل نزدیک‌ترین همسایه + استفاده از چند توصیف به صورت همزمان - نیاز به داده‌های آزمون در زمان آموزش
یادگیری بدون برد با ویژگی‌های غیرقطعی [۴۴]	۲۰۱۴	بردار ویژگی	+ در نظر گرفتن عدم قطعیت پیش‌بینی ویژگی در داده‌های آزمون + تعمیم به مسئله یادگیری تک‌ضرب - در نظر نگرفتن روابط بین ویژگی‌ها
COSTA [۲۴]	۲۰۱۴	برچسب‌های دیگر	+ عدم نیاز به توصیف کلاس تهیه شده توسط انسان + امکان انجام یادگیری از صفر چند برچسبی - تنها امکان استفاده از اطلاع جانبی قابل دسته‌بندی - عدم امکان استفاده از ویژگی‌های غیر دودویی

<sup>۴۷</sup>Transductive Mult-View Embedding

جدول ۲-۱: مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر

نام روش	سال ارائه	نوع توصیف	مزایا و معایب
ConSE [۲۳]	۲۰۱۴	نام دسته‌ها	+ عدم نیاز به تهیه توصیف توسط انسان + بهره‌گیری از پیش‌آموزش با داده‌های بدون برچسب فراوان + عدم وجود فاز آموزش مخصوص به مسئله + امکان تشخیص برای هر دسته‌ی جدید - عدم دسته‌بندی دقیق برای دسته‌های نزدیک به هم
ESZSL [۱۸]	۲۰۱۵	بردار ویژگی	+ در نظر گرفتن خطای دسته‌بند در آموزش + دارای جواب بسته و پیاده‌سازی یک خطی + سرعت آموزش و آزمون بالا - محدود بودن رابطه به روابط خطی
SSE [۳۷]	۲۰۱۵	بردار ویژگی	+ امکان طبیعی استفاده از ویژگی‌ها با مقدار حقیقی + ارائه یک روش عمومی برای بیان دسته‌های آزمون بر حسب دسته‌های آموزش - مسئله بهینه‌سازی نسبتاً زمان‌بر - الزاماً یکسان در نظر گرفتن توزیع داده‌های آموزش و آزمون
SJE [۲۸]	۲۰۱۵	بردار ویژگی یا نام دسته‌ها	+ ارائه یک چارچوب کلی برای نگاشت به یک فضای مشترک + ارائه یک روش برای نگاشت نام دسته‌ها + امکان طبیعی استفاده از ویژگی‌ها با مقدار حقیقی - محدود بودن به نگاشت‌های دو خطی
یادگیری از صفر نیمه‌نظارتی با یادگیری نمایش برچسب‌ها [۴۵]	۲۰۱۵	بردار ویژگی یا بدون توصیف	+ یادگیری نمایش برچسب‌ها طوری که متمایزکننده‌ی دسته‌ها شود + دسته‌بندی روی تمام دسته‌های آموزش و آزمون + امکان دسته‌بندی حتی بدون توصیف با یادگیری توصیف‌ها
یادگیری بدون برد با دسته‌بند حداکثر حاشیه [۴۱]	۲۰۱۵	بردار ویژگی	+ پیش‌بینی مستقیم برچسب‌های نهایی + صورت‌بندی نیمه‌نظارتی - مسئله بهینه‌سازی سنگین - عدم استفاده از ویژگی‌های مکانی تصاویر آزمون

جدول ۲-۱: مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر

نام روش	سال ارائه	نوع توصیف	مزایا و معایب
تطبیق دامنه بدون نظارت برای یادگیری بدون برد [۴۲]	۲۰۱۵	بردار ویژگی یا نام دسته‌ها	+ صورت‌بندی مسئله به صورت یک مسئله تطبیق دامنه بدون نظارت + استفاده از اطلاعات بدون نظارت موجود در داده‌های آزمون + مسئله بهینه‌سازی سبک - نیاز به یک پیش‌بینی اولیه از یک روش دیگر به عنوان ورودی
پیش‌بینی دسته‌بند از متن توصیفی [۱]	۲۰۱۵	متن	+ معرفی دسته‌بند پیچشی + صورت‌بندی مسئله با شبکه‌های عصبی - استخراج ویژگی‌های نه چندان خوب از متن - تعداد پارامترهای زیاد مدل
تشخیص هم‌دسته بودن توصیف و تصویر [۳۸]	۲۰۱۶	بردار ویژگی	+ امکان طبیعی استفاده از انواع ویژگی‌های پیوسته + پارامترهای مستقل از تعداد دسته‌ها - استنتاج سنگین که به اجبار تخمین زده می‌شود
SS-VOC [۴۳]	۲۰۱۶	نام دسته‌ها	+ در نظرنگرفتن فرض محدود کننده جدا بودن دسته‌های آزمون و آموزش + استفاده از کلمات لغت‌نامه برای نیمه‌نظارتی کردن روش + کارکرد روش در مسائل یادگیری عادی، بدون برد و مجموعه باز + توانایی اجرا زمانی که دسته‌های آزمون بسیار زیاد هستند - عدم امکان استفاده از اطلاعات نظارتی قوی‌تر مثل بردار ویژگی‌ها
یادگیری عمیق بازنمایی توصیف‌های متنی [۳۵]	۲۰۱۶	متن	+ جمع‌آوری مجموعه دادگان متنی بزرگ + استفاده از شبکه‌های عصبی بازگردنده <sup>۴۸</sup> برای تحلیل متن + ارائه یک فورمول‌بندی جامع بر اساس شبکه‌های عصبی با قابلیت یادگیری توانمان تمام قسمت‌ها - عدم ارائه راه‌کار برای انتخاب معماری مدل متنی
یادگیری بدون برد از متون آنلاین با حذف نویز [۳۴]	۲۰۱۶	متن	+ الگوریتم یادگیری آسان + تشخیص ابعاد مهم نمایش متنی و کلمات مهم برای هر دسته - استخراج ویژگی خطی مدل ضعیفی برای داده‌های متنی است

<sup>۴۸</sup>Recurrent



جدول ۲-۱: مقایسه مهم‌ترین روش‌های ارائه شده برای یادگیری از صفر

نام روش	سال ارائه	نوع توصیف	مزایا و معایب
یادگیری بدون برد با چند راهنما [۳۲]	۲۰۱۶	توصیف‌های گوناگون	<ul style="list-style-type: none"> <li>+ استفاده از سطح دقیق‌تری برای تناظر میان تصویر و توصیف</li> <li>+ امکان استفاده از توصیف‌های متنی که بدون نظارت بدست می‌آیند</li> <li>+ امکان استفاده همزمان از توصیف‌های مختلف</li> <li>- نیاز به اطلاعات نظارتی بیشتر در تصاویر برای تعیین قسمت‌های مختلف</li> <li>- مسئله بهینه‌سازی با محدودیت‌های زیاد و سنگین</li> </ul>
LatEm [۳۱]	۲۰۱۶	توصیف‌های گوناگون	<ul style="list-style-type: none"> <li>+ عدم محدودیت به نگاشت‌های خطی و در نظر گرفتن نگاشت‌های غیر خطی به صورت تکه‌تکه دوخطی</li> <li>+ امکان استفاده همزمان از توصیف‌های مختلف</li> </ul>

## فصل ۳

### روش پیشنهادی

در این بخش به بیان روش‌های پیشنهادی در این پژوهش برای مسئله یادگیری بدون برد می‌پردازیم. در ابتدا یک تابع مطابقت نوین برای مسئله دسته‌بندی بدون برد معرفی می‌کنیم که استفاده از اطلاعات غیرنظارتی موجود در ساختار نمونه‌های دسته‌های دیده نشده را ممکن می‌سازد. این تابع مطابقت از یک خوشه‌بندی روی نمونه‌های آزمون بهره می‌برد که با توجه به استخراج ویژگی‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق و جداسازی مناسب در فضای این ویژگی‌ها، از دقت مناسبی برخوردار است. این تابع مطابقت به نمونه‌هایی که در یک خوشه قرار دارند برچسب یکسانی نسبت می‌دهد. با توجه به استفاده از خوشه‌بندی در این تابع مطابقت، یک روش خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی که منطبق بر فرضیات مسئله یادگیری بدون برد است ارائه می‌گردد و سپس یک روش دسته‌بندی با استفاده از تابع مطابقت و خوشه‌بندی ارائه شده و یادگیری نگاشتی خطی از توصیف دسته‌ها به فضای تصاویر، تدوین می‌گردد. هرچند که عملکرد این روش ارائه شده برتر از روش‌های پیشگام موجود است ولی محدودیت‌هایی نیز دارد که ناشی از جدا بودن مرحله خوشه‌بندی و نگاشت به فضای مشترک است؛ برای رفع این محدودیت‌ها روش دیگری معرفی می‌شود که خوشه‌بندی و یادگیری نگاشت در آن به صورت توأم انجام می‌شود. این یادگیری توأم باعث بهبود دقت دسته‌بندی نسبت به روش پیشنهادی اول می‌شود.

نمادگذاری مورد استفاده همان نمادگذاری معرفی شده در بخش ۲-۱ است.

### ۱-۳ یک شبکه عصبی چندوظیفه‌ای

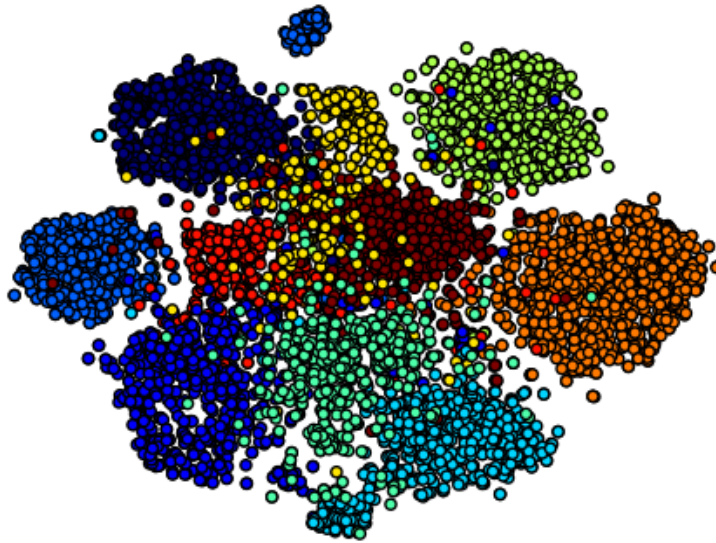
یادگیری نگاشت‌ها با استفاده از داده‌های دسته‌های دیده‌شده، همان‌طور که در بخش ۲-۸ اشاره شد، دچار مشکل جابجایی دامنه است و روی داده‌های دسته‌های دیده‌نشده به خوبی قابل تعمیم نیست. یک راه حل برای مقابله با این مشکل این است که در حین یادگیری نگاشت اجبار شود که حاصل نگاشت یک نمونه‌ی آزمون به نوعی نزدیک به نگاشت توصیف دسته‌های آزمون باشد. همان‌طور که در بخش ۲-۹ بیان شد، چنین راه‌حلی در [۴۲] استفاده شده است. معیار نزدیکی نگاشت‌ها در آن روش یک امتیاز پیشین از شباهت هر نمونه‌ی آزمون با دسته‌های دیده‌نشده است که توسط یک روش دیگر استخراج شده می‌شود. ما در این بخش یک روش مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق معرفی می‌کنیم که در آن نگاشتی غیرخطی و چندلایه از تصاویر به بردارهای ویژگی یادگرفته می‌شود. یادگیر نگاشت با معیار پیش‌بینی صحیح ویژگی برای نمونه‌های آموزش (که بردار ویژگی صحیح برای آن‌ها مشخص است) و هم‌چنین نزدیک بودن حاصل نگاشت هر نمونه‌ی آزمون به توصیف یکی از دسته‌های دیده‌نشده است. برای مدل کردن این شبکه‌ها، یک شبکه‌ی عصبی با دو وظیفه طراحی شده است که دو ورودی و دو خروجی دارد (تصویر ۲-۹). اگر نگاشت مدل شده با شبکه عصبی را با  $f$  نشان دهیم، تابع هزینه‌ی مورد استفاده برای آموزش شبکه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\min_f \sum_{n=1}^{N_s} \|f(\mathbf{x}_i) - \mathbf{c}_{y_i}\|_2^2 + \sum_{i=N_s+1}^{N_s+N_u} \left( \min_{j=n_s, \dots, n_s+n_u} \|f(\mathbf{x}_i) - \mathbf{c}_j\|_2^2 \right) \quad (1-3)$$

### ۲-۳ تابع مطابقت مبتنی بر خوشه‌بندی

در اکثر روش‌های پیشین که در فصل ۲ مرور شد، تابع مطابقت میان تصاویر و توصیف‌ها برای اختصاص برچسب به داده‌های آزمون بر اساس فاصله کمینه یا ضرب داخلی بیشینه در یک فضای مشترک محاسبه می‌شد. استثنای این موضوع، استفاده از روش انتشار برچسب در [۳۹] و [۴۲] و هم‌چنین پیش‌بینی مستقیم برچسب‌ها در [۴۱] و [۴۵] هستند.

در این بخش ما یک تابع مطابقت جدید بر اساس یک خوشه‌بندی روی داده‌های دسته‌های دیده‌نشده، تعریف می‌کنیم. اگر فضای نمایش تصاویر دارای این خاصیت باشد که دسته‌های مختلف به صورت خوشه‌های مجزا باشند، استفاده از خوشه‌بندی برای دسته‌بندی برای انتساب برچسب از نظر شهودی توجیه‌پذیر است. با توجه به نمایش غنی بوجود آمده برای تصاویر توسط شبکه‌های عمیق این فرض در بسیاری از موارد برقرار است. برای نمونه، نمایش t-SNE نمونه‌های آزمون



شکل ۳-۱: نمایش دوبعدی بوسیله  $t$ -SNE برای ده دسته‌ی آزمون از مجموعه دادگان AWA با ده رنگ متفاوت نشان داده شده است. درستی فرض قابل خوشه‌بندی در تصویر مشخص است، یعنی ویژگی‌های استخراج شده با استفاده از شبکه‌های عمیق توانایی ایجاد تمایز بالا میان دسته‌ها را دارا هستند.

مجموعه داده‌های AWA در تصویر ۳-۱ نشان داده شده است و برقراری فرض قابل خوشه‌بندی بودن در آن قابل مشاهده است. این ادعا با استفاده از آزمایش در بخش ۴-۳ اثبات خواهد شد. روش‌های پیشنهادی ما در این فصل بر اساس این ساختار و استفاده از وجود چنین خاصیتی در فضای تصاویر است. یک راه استفاده از چنین خاصیتی در فضای تصاویر، معرفی یک تابع مطابقت است که علاوه بر شباهت نگاشت‌یافته‌ی نمونه‌ها و توصیف‌ها به سایر نمونه‌های در همسایگی هر نمونه نیز وابسته باشد. بدین منظور ما یک تابع مطابقت جدید پیشنهاد می‌دهیم که در آن برچسب تعلق گرفته به هر نمونه به نمونه‌هایی که با آن‌ها در یک خوشه قرار گرفته است وابسته است. به این منظور ابتدا باید یک خوشه‌بندی روی نمونه‌ها انجام شود سپس با استفاده از یک معیار (که یک نمونه از آن را در بخش ۳-۴ معرفی می‌کنیم) میزان شباهت خوشه به توصیف تعیین می‌شود. این در مقابل حالتی است که تابع مطابقت میزان شباهت تک تک نمونه‌ها را توصیف‌ها محاسبه می‌کرد. در این حالت هر خوشه باید یک برچسب دریافت کند و برچسب اختصاص یافته به هر خوشه، توسط تمام اعضای آن به ارث برده می‌شود. این تابع مطابقت تا کنون در روش‌های موجود برای یادگیری بدون برد استفاده نشده بوده است. این تابع مطابقت قابل اضافه شدن به روش‌های دیگر نیز می‌باشد. به این صورت که پیش‌بینی‌های انجام شده

در آن روش را در نظر گرفته و با استفاده از آن‌ها در هر خوشه رای‌گیری انجام دهیم تا برچسبی که کل خوشه دریافت می‌کند تعیین شود. آزمایش‌ها نشان می‌دهند که اضافه شدن این تابع مطابقت عمل‌کرد روش‌های پایه را بهبود می‌دهد.

### ۳-۳ یک خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی

عمل‌کرد تابع مطابقت معرفی شده در بخش قبل وابسته به دقت خوشه‌بندی انجام شده روی داده‌هاست. در واقع دقت خوشه‌بندی انجام شده، حد بالای دقت نهایی روش خواهد بود و این در حالتی رخ می‌دهد که هر خوشه برچسبی را دریافت کند که برچسب صحیح اکثر اعضای آن است. با توجه به این موضوع وجود یک خوشه‌بندی دقیق برای استفاده از این تابع مطابقت ضروری است. البته در آزمایش‌های انجام شده، با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی  $k$ -means [۴۶] نیز می‌توان به عمل‌کرد پیشگام دست پیدا کند. اما این الگوریتم در خوشه‌بندی نمونه‌های آزمون استفاده‌ای از برچسب‌هایی که برای نمونه‌های آموزش وجود دارد، نخواهد کرد و این اطلاعات می‌توان باعث بهبود عمل‌کرد خوشه‌بندی شود. از طرفی الگوریتم‌های نیمه‌نظارتی موجود برای خوشه‌بندی نیز بر مسئله یادگیری بدون برد تطابق ندارند. در حالت معمول یادگیری نیمه‌نظارتی [۲]، مسئله به این صورت تعریف می‌شود که داده‌های برچسب‌دار و بدون برچسب همگی به یک مجموعه دسته‌ی یکسان تعلق دارند و داده‌های بدون برچسب نیز در نهایت برچسب یکسانی با داده‌های برچسب‌دار دریافت می‌کنند. این در حالی‌ست که در مسئله یادگیری بدون برد، نمونه‌های بدون برچسب در دسته‌های مجزا از نمونه‌های برچسب‌دار قرار می‌گیرند. با توجه به این موضوع، یک روش خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی پیشنهاد می‌کنیم که با فرض‌های مسئله یادگیری بدون برد منطبق باشد. در این روش خوشه‌بندی همانند  $k$ -means عمل می‌شود با این تفاوت که اگر شماره خوشه نمونه‌های دیده شده برابر با برچسب صحیح آن‌ها نباشد، جریمه‌ای در نظر گرفته می‌شود. تابع هزینه این روش به این صورت تعریف شده است:

$$\min_{R, \mu_1, \dots, \mu_k} \sum_{n,k} r_{nk} \|\mathbf{x}_n - \mu_k\|_2^2 + \beta \sum_{n=1}^{N_s} \mathbb{1}(\mathbf{r}_n \neq \mathbf{y}_n), \quad (2-3)$$

در این معادله  $\mu_1, \dots, \mu_k$  مراکز خوشه‌ها و  $R$  ماتریس اختصاص داده‌ها خوشه‌هاست، جمله اول همان جمله موجود در تابع هزینه  $k$ -means است. علاوه بر این، در جمله‌ی دوم برای هر نمونه‌ی برچسب‌دار، اگر به خوشه‌ای تعلق بگیرد که شماره آن با برچسبش متفاوت باشد، جریمه  $\beta$  در نظر گرفته می‌شود. در نتیجه این روش،  $n_s$  خوشه ابتدایی را به سمت این سوق می‌دهند که همان  $n_s$  دسته‌ی دیده شده باشند.  $\beta$  یک فراپارامتر مدل است که اهمیت این جمله اضافه شده را تعیین می‌کند.

## ۳-۴ روش دسته‌بندی مبتنی بر خوشه‌بندی

در این بخش روشی معرفی می‌شود که همراه با خوشه‌بندی بخش قبل یک چارچوب برای دسته‌بندی در مسئله یادگیری بدون برد را تشکیل می‌دهند. برای نسبت دادن برچسب به خوشه‌ها، به دنبال یافتن نمایشی از امضای هر دسته در فضای تصاویر به عنوان نماینده آن دسته در فضای تصاویر هستیم. از نظر شهودی مطلوب است که این نماینده‌ها بر مرکز خوشه‌هایی که در فضای تصاویر تشکیل می‌شود منطبق باشند. برای محقق شدن این خاصیت، نگاشت را به صورتی یاد می‌گیریم که حاصل نگاشت توصیف دسته‌های آموزش منطبق بر میانگین نمونه‌های این دسته‌ها باشد:

$$D = \arg \min_D \|X_s - DZ_s\|_{Fro}^2 + \gamma \|D\|_{Fro}^2, \quad (3-3)$$

در این معادله، ستون‌های  $Z_s \in \mathbb{R}^{a \times N_s}$  امضای دسته‌های نمونه‌های  $X_s$  هستند و  $\gamma$  یک فرایارامتر است که با اعتبارسنجی تعیین خواهد شد. مسئله تعریف شده برای یافتن نگاشت  $D$ ، امضای کلاس را طوری می‌نگارد که نزدیک به مرکز نمونه‌های آن دسته باشد و این در حالت ایده‌آل همان مرکز خوشه‌ها خواهد بود. در نتیجه این نگاشت برای تعیین دسته‌ها به صورت نزدیک‌ترین همسایه مطلوب بنظر می‌رسد. مسئله بهینه‌سازی (۳-۳) دارای جواب فرم بسته‌ی زیر است:

$$D = X_s Z_s^T (Z_s Z_s^T + \gamma I)^{-1}. \quad (4-3)$$

برای تخصیص برچسب به هر خوشه از این رابطه استفاده می‌کنیم:

$$\ell(\mu_k) = \arg \min_{u=1, \dots, n_u} \|\mu_k - DC_{s(u)}\|_{Fro}^2 \quad (5-3)$$

و تمامی عناصر خوشه‌ی  $k$ م برچسب  $\ell(\mu_k)$  را دریافت می‌کنند.

در این روش سه فرایارامتر وجود دارد، یک پارامتر  $\gamma$  در معادله (۳-۳) است و دو پارامتر دیگر که مربوط به خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی هستند، یعنی  $k$  و  $\beta$  در معادله (۲-۳). در آزمایش‌ها عملی دریافتیم که روش به مقدار پارامتر  $\gamma$  حساس است در نتیجه مقدار آن توسط یک روند اعتبارسنجی تعیین خواهد شد، نحوه‌ی اعتبارسنجی به صورت دقیق در بخش ۴-۲ بیان خواهد شد. در مقابل، مدل به پارامترهای  $k$  و  $\beta$  حساس نبود، در نتیجه برای ساده و سریع‌تر شدن روند آموزش مقدار آن‌ها را ثابت در نظر گرفته‌ایم. برای  $k$  مقدار  $k = n_s + 2n_u$  در نظر گرفته شده است تا هر کدام از دسته‌های دیده‌نشده بتوانند با دو خوشه نمایش داده شوند و در نتیجه پراکندگی و اختلاف میان نمونه‌های یک دسته پوشش داده شود. مقدار  $\beta$  نیز در حالتی که داده‌ها به صورت  $\|x\|_1 = 1$  نرمال شده‌اند، برابر ۱ در نظر گرفته شده است. در آزمایش‌ها عملی که در

فصل ۴ گزارش می‌شود، مشاهده می‌شود که این روش عمل‌کرد پیشگام در دقت دسته‌بندی بدون برد را روی سه مجموعه دادگان از چهار مجموعه بهبود می‌بخشد.

### ۳-۴-۱ بهینه‌سازی

کمینه‌کردن تابع هزینه معرفی شده در رابطه (۳-۲)، با توجه به این که  $R$  یک افراز<sup>۱</sup> روی نمونه‌هاست، مانند بهینه‌سازی تابع هزینه  $k$ -means یک مسئله  $i$ -نپی-سخت است [۴۷]. در نتیجه ما از یک تقریب مشابه الگوریتم خوشه‌بندی  $k$ -means استفاده می‌کنیم که یک بهینه محلی برای این تابع را پیدا می‌کند. به این منظور، یک روند تناوبی<sup>۲</sup> میان بهینه کردن بر اساس  $R$  و  $\mu_k$ ها به کار گرفته می‌شود. برای بروز رسانی  $\mu_k$  روی اعضای خوشه  $k$  میانگین گرفته می‌شود:

$$\mu_k = \frac{\sum_{n=1}^{N_s+N_u} \mathbb{1}(r_{nk} = 1) \mathbf{x}_n}{\sum_{n=1}^{N_s+N_u} \mathbb{1}(r_{nk} = 1)}. \quad (۳-۶)$$

برای بروز رسانی  $R$  هر نمونه به خوشه‌ای اختصاص می‌یابد که کمترین فاصله را با مرکز آن دارد:

$$R(n) = \underset{k}{\arg \min} \|\mathbf{x}_n - \mu_k\|_2^2, \quad n = 1, \dots, N_s + N_u \quad (۳-۷)$$

برای مقداردهی اولیه به  $\mu_k$  برای خوشه‌های مربوط به دسته‌های دیده شده، میانگین عناصر آن‌ها را قرار می‌دهیم:

$$\mu_k^i = \frac{\sum_{n=1}^{N_s+N_u} \mathbb{1}(Y_{s(n)} = k) \cdot \mathbf{x}_n}{\sum_{n=1}^{N_s+N_u} \mathbb{1}(Y_{s(n)} = k)}, \quad 1 \leq k \leq n_s \quad (۳-۸)$$

برای سایر خوشه‌ها، یعنی خوشه‌های مربوط به دسته‌های دیده نشده از الگوریتم  $k$ -means++ [۴۸] استفاده می‌کنیم. روند کامل این روش دسته‌بندی در الگوریتم ۱ بیان شده است.

### ۳-۵ خوشه‌بندی و نگاشت توام

روش ارائه شده در فصل قبل، هر چند که به دقت دسته‌بندی بالاتری از روش‌های پیشین دست پیدا می‌کند اما دقت دسته‌بندی در آن توسط دقت خوشه‌بندی صورت گرفته محدود شده است. برای حل این معضل در این روش یک چارچوب معرفی می‌کنیم که خوشه‌بندی و نگاشت توصیف دسته‌ها به فضای تصاویر در آن به صورت توام انجام شود. برای این منظور تابع

<sup>۱</sup>partitioning

<sup>۲</sup>alternative

---

الگوریتم ۱ الگوریتم ساده خوشه‌بندی و دسته‌بندی با تابع مطابقت پیشنهاد شده

---

۱ ورودی: تصاویر و توصیف‌های آموزش و آزمون و برچسب‌های نمونه‌های آموزش  $X_s, X_u, Y_s, Z_s, C_u$

۲ خروجی: برچسب‌های پیش‌بینی شده برای نمونه‌های آزمون:  $Y_u$

$$k \in \{1, 2, \dots, n_s + n_u\} \quad ۳$$

$$n \in \{1, 2, \dots, N_s + N_u\} \quad ۴$$

۵  $\mu_k$  را برای  $k = 1, \dots, n_s$ ، با رابطه (۳-۸) مقداردهی کن.

۶  $\mu_k$  را برای  $k = n_s + 1, \dots, n_s + n_u$ ، با استفاده از ++k-means مقداردهی کن.

۷ تا همگرایی به یک بهینه‌ی محلی، موارد زیر را تکرار کن

$$a_n \leftarrow \arg \min_i \|x_n - \mu_i\|_2 \quad ۸$$

$$\mu_k \leftarrow \sum_n \mathbf{x}_n \mathbb{1}(a_n = k) / \sum_n (\mathbb{1}(a_n = k)) \quad ۹$$

$$D \leftarrow X_s Y_s^T (Y_s Y_s^T + \gamma I)^{-1} \quad ۱۰$$

$$l[k] \leftarrow \arg \min_j \|\mu_k - (DS_u)_{(j)}\|_2 \quad ۱۱$$

$$(\mathbf{Y}_u)_{(n)} \leftarrow \mathbf{1}_{l[a_n]} \quad ۱۲$$

۱۳  $Y_u$  را برگردان

---

هزینه‌ی زیر پیشنهاد می‌شود:

$$\min_{R, D} \|X_s - DZ_s\|_{Fro}^2 + \lambda \|X_u - DC_u R^T\|_{Fro}^2 + \gamma \|D\|_{Fro}^2 \quad (۹-۳)$$

$$s.t. \quad R \in \{0, 1\}^{N_u \times n_u}.$$

در این معادله  $\gamma$  و  $\lambda$  فراپارامترهای مدل هستند. جمله اول و سوم در رابطه بالا مشابه رابطه (۳-۳) هستند و تاثیر آن‌ها همانند حالت قبل این است که نگاشت  $D$  بتواند امضای دسته‌های دیده نشده را به مرکز تصاویر هر دسته بنگارد. جمله دوم که در این معادله اضافه شده، ذاتاً یک جمله خوشه‌بندی است. اگر جمله دوم در عبارت بالا را از فرم ماتریسی خارج کرده و بر حسب عناصر  $R$  بیان کنیم این مسئله واضح‌تر خواهد شد:

$$\sum_{n=N_s+1}^{N_s+N_u} \sum_{k=1}^{n_u} r_{nk} \|\mathbf{x}_n - D\mathbf{c}_k\|_2^2, \quad (۱۰-۳)$$



---

**الگوریتم ۲ یادگیری نگاشت و خوشه‌بندی به صورت توام**


---

۱ ورودی: تصاویر و توصیف‌های آموزش و آزمون و برچسب‌های نمونه‌های آموزش  $X_s, X_u, Y_s, Z_s, C_u$

۲ خروجی: برچسب‌های پیش‌بینی شده برای نمونه‌های آزمون:  $R$

۳  $R$  را با خروجی الگوریتم ۱ مقدار دهی کن.

۴ تا هنگامی که مقدار  $R$  تغییر نکند، تکرار کن:

۵  $D$  را با رابطه (۳-۱۱) بروزرسانی کن.

۶ عناصر  $R$  را با استفاده از رابطه (۳-۱۲) بروزرسانی کن.

۷  $R$  را برگردان

---

که مشابه تابع هزینه  $k$ -means است، با این تفاوت که مراکز خوشه‌ها کاملاً آزاد نیستند بلکه مراکز خوشه‌ها باید تصویر امضای دسته‌های دیده نشده باشد که توسط نگاشت  $D$  به فضای تصاویر نگاشته شده است. در این حالت برچسب‌های پیش‌بینی شده برای نمونه‌ها همان انتساب‌های آن‌ها به خوشه‌هاست که در طول جریان آموزش توانمان با نگاشت  $D$  یادگرفته می‌شود. در نتیجه مشکل بیان شده برای روش قبل، در این چهارچوب وجود ندارد. جمله خوشه‌بندی را در این چارچوب می‌توان به این صورت نیز تعبیر کرد که این جمله یادگیری نگاشت  $D$  را به صورتی بهبود می‌دهد که مشکل جابجایی دامنه در آن وجود نداشته باشد. در حالت عادی برای یادگیری نگاشت  $D$  توسط رابطه (۳-۳) تنها از نمونه‌های آموزش برای یافتن  $D$  استفاده می‌شد، در نتیجه مشکل جابجایی دامنه برای داده‌های آزمون بوجود می‌آمد، چرا که این داده‌ها در تعیین نگاشت  $D$  بی‌تاثیر بوده‌اند. اما جمله اضافه شده در چارچوب فوق الزام می‌کند که امضای هر دسته‌ی دیده نشده نزدیک به تعدادی از داده‌های آزمون (که توسط  $R$  مشخص می‌شوند) نگاشته شود. این مسئله می‌تواند مانع از مشکل جابجایی دامنه شود. این موضوع در بخش ۴-۵ بیشتر بررسی خواهد شد.

### ۳-۵-۱ بهینه‌سازی

مسئله بهینه‌سازی رابطه (۳-۹) بر حسب هر دو متغیر  $R$  و  $D$  محدب<sup>۳</sup> نیست اما بر حسب هر کدام از آن‌ها به تنهایی، محدب است. در نتیجه برای یافتن یک بهینه محلی از یک روند تناوبی میان بهینه‌کردن بر حسب  $R$  و  $D$  استفاده می‌کنیم.

---

<sup>۳</sup>convex

برای بروز رسانی  $D$  جواب به فرم بسته وجود دارد:

$$D = (X_s Z_s^T + \beta X_u R C_u^T)(Z_s Z_s^T + \beta C_u R^T R C_u^T + \gamma I)^{-1}, \quad (۱۱-۳)$$

و مقدار بهینه برای  $R$ ، زمانی که  $D$  ثابت باشد، با نسبت دادن هر نمونه به نزدیک‌ترین مرکز خوشه به دست می‌آید:

$$r_{ij} = \mathbb{1}[j = \arg \min_k \|X_{u(i)} - D S_{u(k)}\|_2]. \quad (۱۲-۳)$$

در این روند بین بروز رسانی  $D$  و  $R$  تناوب انجام می‌شود تا جایی که  $R$  ثابت بماند یعنی تغییری در برچسب‌های پیش‌بینی شده برای هیچ‌کدام از نمونه‌ها رخ ندهد. در آزمایش‌ها انجام شده این همگرایی همواره در کمتر از ۲۰ بار بروز رسانی به دست می‌آید. مراحل این روش در الگوریتم ۲ آمده است.

### ۳-۶ جمع‌بندی

در این بخش یک تابع مطابقت جدید برای مسئله یادگیری بدون برد ارائه شد. برای بهره‌گیری مناسب از این تابع مطابقت یک خوشه‌بندی دقیق روی نمونه‌های آزمون مورد نیاز بود. به این خاطر، سپس یک الگوریتم خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی که با فرض‌های مسئله یادگیری بدون برد هم‌خوانی داشته باشد ارائه گردید. یک چارچوب برای دسته‌بندی بدون برد با استفاده از تابع مطابقت و خوشه‌بندی پیشنهادی و یک نگاشت خطی از فضای توصیف دسته‌ها به فضای تصاویر ارائه شد. بعد از آن یک روش که یادگیری نگاشت و خوشه‌بندی در آن به صورت توأم انجام شود ارائه شد و در مورد نحوه بهینه‌سازی توابع پیشنهادی در این روش‌ها بحث شد.

## فصل ۴

### نتایج عملی

در این فصل، روش پیشنهادی را روی چند مجموعه دادگان آزمایش کرده و نتایج آن را با سایر روش‌های ارائه شده برای یادگیری بدون برد مقایسه می‌کنیم. ساختار این فصل به این صورت است: در بخش ۴-۱ به معرفی مجموعه دادگان مورد استفاده در آزمایش‌ها می‌پردازیم. بخش ۴-۲ به شرح الگوریتم اعتبارسنجی برای تنظیم پارامترها می‌پردازد. در بخش ۴-۳ روش خوشه‌بندی نیمه نظارتی از بخش ۳-۳ مورد آزمایش قرار می‌گیرد، در بخش ۴-۴ به بررسی تابع مطابقت ارائه شده در بخش ۲-۳ پرداخته می‌شود و در بخش ۴-۴-۲ روش خوشه‌بندی و نگاشت توأم از بخش ۳-۵ مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش ۴-۵ نتایج ارائه شده در بخش‌های پیشین مورد تحلیل قرار می‌گیرند و سعی می‌شود دلایل عملکرد بهتر روش پیشنهادی شرح داده شود.

#### ۴-۱ مجموعه دادگان مورد استفاده

برای آزمایشات عملی ما از چهار مجموعه داده‌ی مرسوم برای سنجش عملکرد روش‌های یادگیری بدون برد استفاده می‌کنیم.

**Animal with Attributes (AwA) [۱۳]:** این مجموعه داده شامل تصاویر از ۵۰ گونه از پستانداران

است. هر دسته توسط یک بردار ویژگی ۸۵-بعدی توصیف می‌شود. در این مجموعه داده توصیف‌های دسته‌ها هم به صورت مقادیر دودویی به معنای وجود یا عدم وجود آن ویژگی وجود دارند و هم توسط اعداد حقیقی با توجه به میزان

وجود آن ویژگی در هر دسته در دسترس هستند. ما از مقادیر پیوسته برای توصیف دسته‌ها استفاده می‌کنیم، چرا که در روش‌های پیشین نشان داده شده که این مقادیر توانای ایجاد تمایز بیشتری دارند [۲۸]. ما از تقسیم‌بندی آموزش و آزمون انجام شده در خود مجموعه داده استفاده می‌کنیم که در آن ۴۰ دسته به عنوان دسته‌های دیده شده و ۱۰ دسته به عنوان دسته‌های دیده نشده در نظر گرفته شده‌اند.

**aPascal/aYahoo (aPY)** [۸]: مجموعه تصاویر VOC 2008 [۴۹] که شامل ۲۰ دسته است بعنوان دسته‌های دیده شده در نظر گرفته شده است و تصاویر aYahoo که شامل ۱۲ دسته هستند به عنوان دسته‌های دیده نشده. برای این دو مجموعه داده، بردار ویژگی‌های ۶۴-بعدی دودویی برای هر تصویر موجود است. برای بدست آوردن توصیف هر دسته که در مسئله یادگیری بدون برد مورد نیاز است، همانند روش‌های پیشین، روی بردار ویژگی‌های تصاویر هر دسته میان گرفته شده است [۱۳].

**SUN Attribute** [۵۰]: مجموعه تصاویر SUN شامل ۷۱۷ دسته می‌باشد و در این مجموعه برای هر یک از تصاویر یک بردار ویژگی ۱۰۲-بعدی موجود است که برای تبدیل آن به توصیف‌های در سطح دسته‌ها، روی بردار ویژگی‌های تصاویر هر دسته میانگین گرفته شده است. ما تقسیم‌بندی آموزش/آزمون انجام گرفته در [۴۴] استفاده می‌کنیم که در آن ۱۰ دسته به عنوان دسته‌های دیده نشده در نظر گرفته شده‌اند.

**Caltech UCSD Birds-2011 (CUB)** [۵۱]: این مجموعه داده شامل تصاویری از ۲۰۰ گونه از پرندگان است. هر تصویر با ۳۱۲ ویژگی دودویی توصیف می‌شود و توصیف در نظر گرفته شده برای هر دسته میانگین توصیف نمونه‌های آن دسته است. تقسیم‌بندی مورد استفاده برای دسته‌های آموزش و آزمون، دسته‌بندی مورد استفاده در [۵۲] است که توسط کارهای بعدی نیز مورد استفاده قرار گرفته است [۳۷، ۲۸، ۳۵].

در تمام مجموعه داده‌ها، برای تصاویر از ویژگی‌های بدست آمده با شبکه‌های عمیق استفاده می‌کنیم چرا که توانایی ایجاد تمایز این ویژگی‌ها نسبت به ویژگی‌های کم‌عمق سنتی مانند SIFT و HOG بیشتر است. ویژگی‌های مورد استفاده از اولین لایه با اتصالات چگال از شبکه ۱۹ لایه‌ی VGG [۱۴] بدست آمده است. این ویژگی‌ها به صورت عمومی توسط نویسندگان [۳۷] در اختیار قرار گرفته است. مشخصات مجموعه دادگان مورد استفاده به صورت خلاصه در جدول ۴-۱ آمده است.

جدول ۴-۱: مشخصات مجموعه دادگان مورد استفاده در آزمایشات عملی

مجموعه داده	ابعاد توصیف	ابعاد تصاویر	دسته‌های آموزش	دسته‌های آزمون	نمونه‌های آموزش	نمونه‌های آزمون
AwA	۸۵	۴۰۹۶	۴۰	۱۰	۲۴۲۹۵	۶۱۸۰
aPY	۶۴	۴۰۹۶	۲۰	۱۲	۱۲۶۹۵	۲۶۴۴
CUB-۲۰۱۱	۳۱۲	۴۰۹۶	۱۵۰	۵۰	۸۸۵۵	۲۹۳۳
SUNA	۱۰۲	۴۰۹۶	۷۰۷	۱۰	۱۴۱۴۰	۲۰۰

## ۴-۲ نحوه‌ی اعتبارسنجی

برای تعیین فرآپارامترهای مورد استفاده در روش‌های ارائه شده، یعنی فرآپارامتر  $\gamma$  در رابطه (۳-۳) و مقادیر  $\lambda$  و  $\gamma$  در رابطه (۳-۹) از یک الگوریتم اعتبارسنجی مرسوم در روش‌های یادگیری بدون برد استفاده می‌شود. در این حالت تعدادی از دسته‌های آموزش به عنوان دسته‌های اعتبارسنجی در نظر گرفته شده و اعتبارسنجی به این صورت در انجام می‌شود که آموزش روی سایر دسته‌ها صورت گرفته و روی دسته‌های اعتبارسنجی که دیده نشده فرض شده‌اند، سنجیده می‌شود. بدیهی است که مجموعه دسته‌های آزمون اصلی در این روند به هیچ صورتی مورد استفاده قرار نمی‌گیرند. وقتی مقادیر فرآپارامترها تعیین شد، روش روی کل دسته‌های دیده‌شده آموزش می‌بیند. ما تعداد دسته‌های اعتبارسنجی را برای هر مجموعه به گونه‌ای انتخاب کردیم که نسبت تعداد دسته‌های اعتبارسنجی به سایر دسته‌های آموزش برابر نسبت تعداد دسته‌های آزمون به کل دسته‌های آموزش باشد. برای اعتبارسنجی الگوریتم به ازای هر مقدار فرآپارامتر ۱۰ بار با انتخاب تصادفی دسته‌های اعتبارسنجی از دسته‌های آزمون اجرا شده و عمل‌کرد روی این ۱۰ حالت میانگین گرفته شده است.

## ۴-۳ بررسی خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی

در این بخش به بررسی عمل‌کرد روش خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی ارائه شده در بخش ۳-۳ می‌پردازیم. برای این منظور روش ارائه شده را روی هر مجموعه داده اجرا کرده، خوشه‌های مربوط به دسته‌های آزمون را کنار گذاشته و هر یک از خوشه‌های دیگر را به یک دسته از دسته‌های آزمون نسبت می‌دهیم. برای این کار در هر خوشه بر اساس برچسب صحیح نمونه‌ها رای‌گیری می‌شود و برچسبی که بیشتر اعضای آن خوشه آن را دارا هستند به کل اعضای خوشه نسبت داده می‌شود. نتیجه با

جدول ۴-۲: امتیاز معیار دقت (%) تخصیص خوشه‌ها که با رای‌گیری روی برچسب‌های صحیح به شماره دسته تبدیل شده است؛ بر روی چهار مجموعه داده مورد استفاده در یادگیری بدون برد. نتایج روش پیشنهادی به صورت میانگین  $\pm$  انحراف معیار برای سه اجرا گزارش شده است.

روش خوشه‌بندی	AwA	CUB-۲۰۱۱	aPY	SUNA
k-means	۶۵/۸۰	۳۵/۶۱	۶۵/۳۷	۱۷/۴۹
پیشنهادی (بخش ۳-۳)	$۷۰/۷۴ \pm ۰/۳۲$	$۴۲/۶۳ \pm ۰/۰۷$	$۶۹/۹۳ \pm ۳/۴$	$۴۵/۵۰ \pm ۱/۳۲$

برچسب‌های صحیح مقایسه شده و دقت چنددسته‌ای<sup>۱</sup> در جدول ۴-۲ گزارش شده است. برای مقایسه عمل‌کرد، آزمایش مشابهی را با روش k-means اجرا می‌کنیم. به این صورت که الگوریتم k-means را با  $k = n_s + n_u$  اجرا کرده و با هر خوشه با رای‌گیری برچسب یکی از دسته‌های دیده نشده را نسبت می‌دهیم. نتایج مربوط به این آزمایش نیز در جدول ۴-۲ گزارش شده است.

#### ۴-۴ بررسی دقت دسته‌بندی بدون برد

در این بخش عمل‌کرد روش‌های پیشنهادی ارائه شده برای یادگیری بدون برد را با اخیرترین روش‌های دیگر که در فصل ۲ مقایسه می‌کنیم. معیار مورد استفاده برای این مقایسه که پرکاربردترین معیار در این زمینه است، دقت دسته‌بندی چنددسته‌ای است.

##### ۴-۴-۱ دسته‌بندی ساده با تابع مطابقت مبتنی بر خوشه‌بندی

روش نخست پیشنهادی، در بخش ۳-۴ معرفی شد و مراحل آن در الگوریتم ۱ ذکر شده است. این روش مبتنی بر یک خوشه‌بندی روی داده‌های آزمون بود و با استفاده از یک نگاشت خطی از فضای توصیف دسته‌ها به فضای تصاویر، مرکز هر خوشه را به یک دسته‌ی دیده نشده منتسب می‌کرد. بر اساس تابع مطابقت پیشنهادی (بخش ۳-۴)، تمام اعضای هر خوشه همان برچسبی که مرکزشان دریافت کرده را دریافت می‌کند.

<sup>۱</sup>multiclass accuracy

این روش با استفاده از دو نوع خوشه‌بندی آزمایش شده است. یکی خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی پیشنهادی که نتایج این حالت با عنوان پیشنهادی (خوشه‌بندی + تابع مطابقت) در جدول ۳-۴ در جدول ۳-۴ آمده است. برای بررسی تاثیر خوشه‌بندی ارائه شده یک نسخه دیگر از این روش که در آن از خوشه‌بندی  $k$ -means بجای خوشه‌بندی پیشنهادی استفاده شده است نیز مورد آزمایش قرار گرفته است. نتایج مربوط به این روش با عنوان پیشنهادی (تابع مطابقت +  $k$ -means) آمده است. نتایج ارائه شده حاصل سه بار اجرا هستند که به صورت میانگین  $\pm$  انحراف معیار بیان شده‌اند. همان‌گونه که از نتایج مشخص است، استفاده از خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی ارائه شده همواره نتایج بهتری نسبت به استفاده از خوشه‌بندی  $k$ -means تولید خواهد کرد.

#### ۲-۴-۴ خوشه‌بندی و یادگیری نگاشت توام

روش پیشنهادی دوم که در بخش ۳-۵ ارائه شد به خوشه‌بندی و یادگیری نگاشت توام می‌پردازد و برچسب نمونه‌های آزمون در آن به طور مستقیم در جریان آموزش بدست می‌آید. تنظیمات آزمایش برای روش خوشه‌بندی و نگاشت توام مانند حالت قبل سه بار اجرا و گزارش نتایج به صورت میانگین  $\pm$  انحراف معیار است. دو نوع مقدار دهی اولیه انجام شده است. یکی همان‌طور که در بخش ۳-۵ بیان شد، مقدار دهی  $R$  که با استفاده از الگوریتم ۱ انجام می‌شود. نتایج مربوط به این حالت در جدول ۳-۴ با عنوان پیشنهادی (توأم، مقداردهی  $R$ ) آمده‌اند. یک مقدار دهی دیگر شروع بهینه‌سازی تناوبی در الگوریتم ۲ با مقداردهی  $D$  است که توسط رابطه (۳-۴) صورت گرفته است. نتایج مربوط به این حالت با عنوان پیشنهادی (توأم، مقداردهی  $D$ ) آمده‌اند. مقایسه نتایج مربوط به این دو نحوه‌ی مقداردهی اولیه نشان می‌دهد که استفاده از روش پیشنهادی الگوریتم ۱ برای رسیدن به دقت بالا ضروری است.

#### ۳-۴-۴ روش‌های مورد مقایسه

سایر روش‌هایی که در جدول ۳-۴ برای مقایسه آورده شده‌اند، روش‌هایی هستند که بالاترین دقت‌های دسته‌بندی را در دسته‌بندی بدون برد با استفاده از توصیف‌های به صورت بردار ویژگی دارا هستند. روش‌های ارائه شده در [۴۱، ۴۵، ۴۲] از این جهت که نیمه‌نظارتی هستند، یعنی از نمونه‌های آزمون نیز در زمان آموزش استفاده می‌کنند، با روش‌های ما بیشترین نزدیکی را دارند. البته در [۴۱، ۴۵] از ویژگی‌های کم‌عمق برای تصاویر استفاده شده است که توانایی جداسازی دسته‌ها در آن بسیار پایین‌تر از ویژگی‌های بدست آمده از شبکه‌های عصبی عمیق است که در روش‌های پیشنهادی ما مورد استفاده

قرار گرفته است. روش‌های [۲۸، ۳۱] با استفاده از توابع هزینه‌ی بیشترین حاشیه سعی در یادگیری نگاشت از هر دو فضای تصاویر و توصیف دسته‌ها به فضای مشترک دارند. این روش‌ها از ویژگی‌های شبکه‌ی عمیق GoogleNet [۵۳] برای استخراج ویژگی استفاده می‌کنند. ابعاد ویژگی‌های بدست آمده ۱۰۲۴ است که بعد کمتری نسبت به ویژگی‌های ۴۰۹۶- بعدی استخراج شده از شبکه ۱۹ لایه‌ی vgg دارد و توانایی جداسازی دسته‌ها در آن پایین‌تر است. همان‌طور که مشاهده می‌شود استفاده از این ویژگی‌های با بعد بیشتر عمل‌کرد روش ارائه شده در [۲۸] را بهبود داده است.

روش‌هایی که بهترین نتایج را در میان روش‌های رقیب کسب کرده‌اند، روش ارائه شده در [۳۷] و تعمیم آن در [۳۸] هستند. هرچند این روش‌ها نیمه‌نظارتی نیستند و تنها از نمونه‌های آموزش برای یادگیری نمایش تصاویر و توصیف دسته‌ها در یک فضای مشترک، که فضای هیستوگرام دسته‌های دیده شده است استفاده می‌کنند، نتایج بهتری نسبت به روش‌های نیمه‌نظارتی پیشین در [۴۱، ۴۵، ۴۲] کسب کرده‌اند. این مسئله می‌توان نشان‌گر یک مسیر مناسب در ترکیب روش پیشنهادی در این پژوهش با فضای مشترک مورد استفاده در آن روش‌ها برای کارهای آتی باشد.

## ۴-۵ تحلیل نتایج

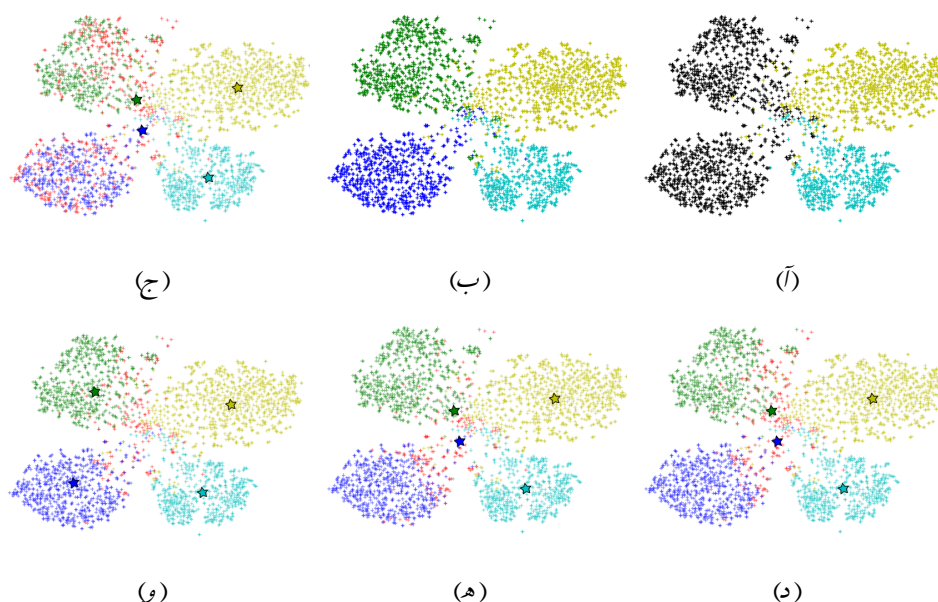
برای تحلیل کارایی روش قسمت‌های مختلف آن و تاثیر هر یک روی یک مجموعه داده واقعی در شکل ۴-۱ نشان داده شده است. نتایج مربوط به اجرای روش روی تمام مجموعه دادگان AWA است، ولی برای این که تغییرات در شکل قابل دنبال کردن باشند تنها چهار دسته در تصویر نشان داده شده‌اند که دو دسته از آن‌ها دسته‌های دیده شده و دو دسته از دسته‌های دیده نشده هستند. در تصویر ۴-۱ آ دسته‌های دیده شده به صورت رنگی و دسته‌های دیده نشده با رنگ سیاه مشخص شده‌اند. در تصویر ۴-۱ ب برچسب‌های صحیح برای دسته‌های دیده نشده نیز با رنگ مشخص شده است. در تصویر ۴-۱ ج توصیف دسته‌ها با استفاده از نگاشت  $D$  از رابطه (۳-۴) به فضای تصاویر برده شده (نماد ستاره) و سپس نمونه‌های آزمون با استفاده از دسته‌بند نزدیکترین همسایه دسته‌بندی شده‌اند، نمونه‌هایی که رنگ قرمز دارند به دسته‌ای غیر از چهار دسته‌ی موجود در تصویر دسته‌بندی شده‌اند. تصویر ۴-۱ د حاصل دسته‌بندی به شیوه‌ی روش ارائه شده در بخش ۳-۴ است که در آن از خوشه‌بندی k-means و تابع مطابقت پیشنهادی استفاده شده است. تصویر ۴-۱ ه مشابه حالت قبل است با این تفاوت که در آن از خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی پیشنهادی به جای k-means استفاده شده است. در تصویر ۴-۱ و دسته‌بندی و یادگیری نمایش توصیف دسته‌ها در فضای تصاویر (ستاره‌ها) به صورت توأم با روش پیشنهادی بخش ۳-۵ صورت گرفته است. همان‌طور که در تصاویر ۴-۱ د و ۴-۱ ه مشخص است، استفاده از تابع مطابقت معرفی شده



جدول ۳-۴: مقایسه دقت دسته‌بندی چنددسته‌ای روش پیشنهادی با سایر روش‌ها. نتایج بر اساس نوع ویژگی مورد استفاده برای تصاویر دسته‌بندی شده‌اند. جدول شامل دقت دسته‌بندی چنددسته‌ای به صورت (میانگین  $\pm$  انحراف معیار) است. نتایج سایر روش‌ها از مقالاتی که روش در آن‌ها ارائه شده نقل شده و آزمایش‌ها توسط ما تکرار نشده است. نتایج روش‌های پیشنهادی حاصل سه اجرا هستند.

ویژگی تصاویر	روش	Attributes with Animals	CUB-۲۰۱۱	aPascal-aYahoo	SUN
کم عمق	[۴۱] Li and Guo	$38/2 \pm 2/3$			$18/9 \pm 2/5$
	[۴۵] Li <i>et al.</i>	$40/05 \pm 2/25$		$24/71 \pm 3/19$	
	[۴۴] Jayaraman and Grauman	$43/01 \pm 0/07$		$26/02 \pm 0/05$	$56/18 \pm 0/27$
GoogleNet	[۲۸] Akata <i>et al.</i>	$66/7$	$50/1$		
	[۳۱] Xian <i>et al.</i>	$71/9$	$45/5$		
VGG-۱۹	[۴۲] Khodirov <i>et al.</i>	$73/2$	$39/5$	$26/5$	
	[۲۸] Akata <i>et al.</i>	$61/9$	$50/1$		
	[۳۷] Zhang and Saligrama	$76/33 \pm 0/53$	$30/41 \pm 0/20$	$46/23 \pm 0/53$	$82/50 \pm 1/32$
	[۳۸] Zhang and Saligrama	$80/46 \pm 0/53$	$42/11 \pm 0/55$	$50/35 \pm 2/97$	$83/83 \pm 0/29$
	پیشنهادی (ساده + k-means)	$86/34 \pm 0/13$	$52/48 \pm 0/60$	$48/03 \pm 1/56$	$75/75 \pm 1/06$
	پیشنهادی (ساده)	$86/38 \pm 0/56$	$53/10 \pm 0/43$	$48/00 \pm 0/69$	$80/66pm \pm 0/76$
	پیشنهادی (توام، مقداردهی $D$ )	$83/03$	$57/55$	$42/62$	$72/50$
	پیشنهادی (توام، مقداردهی $R$ )	$88/64 \pm 0/04$	$58/80 \pm 0/64$	$49/77 \pm 2/02$	$86/16 \pm 0/57$

در بخش ۳-۲ برای دسته‌بندی بسیار موفق‌تر از دسته‌بند نزدیک‌ترین همسایه عمل می‌کند و اطلاعات غیر نظارتی موجود در نمونه‌های آزمون دقت دسته‌بندی را بهبود می‌دهد. هم‌چنین برتری روش خوشه‌بندی پیشنهادی در تصویر ۴-۱ قابل مشاهده است. در تصاویر ۴-۱ ج تا ۴-۱ ه که از نگاشت (۳-۴) برای تصویر کردن توصیف‌ها در فضای تصاویر استفاده شده است، مشکل جابجایی دامنه کاملاً قابل رویت است، یعنی برای دسته‌های دیده شده توصیف‌ها به صورت مناسبی در مرکز نمونه‌های آن دسته نگاشته شده‌اند حال آن که برای دسته‌های دیده نشده جابجایی وجود دارد و توصیف‌های آن‌ها از نمونه‌هاشان فاصله گرفته‌اند؛ اما در تصویر ۴-۱ و که از روش خوشه‌بندی و یادگیری نگاشت توام استفاده شده است این مشکل برطرف شده است و توصیف‌های دسته‌های دیده نشده نیز مانند دسته‌های دیده شده به مرکز نمونه‌های مربوط به خودشان نگاشته شده‌اند.



شکل ۴-۱: نمایش دوبعدی چهار دسته از مجموعه دادگان *AwA* با استفاده از نگاشت *t-SNE*، دو دسته‌ی دیده شده شامل بزگوزن (فیروزه‌ای) خرس گریزلی (زرد) و دو دسته‌ی دیده نشده شامپانزه (آبی) و پاندا (سبز). تصاویر با نماد بعلاوه و نگاشت توصیف دسته‌ها در فضای تصاویر با ستاره نشان داده شده است. در تصاویر *b* تا *f* نقطه‌های قرمز نمونه‌هایی که را نشان می‌دهد که دسته‌ای به جز چهار دسته‌ی موجود در شکل برای آن‌ها پیش‌بینی شده است. *آ* دسته‌های دیده شده با برجسب صحیح و دیده نشده با رنگ مشکی *ب* نمایش برجسب صحیح برای تمامی دسته‌ها *ج* توصیف‌ها با نگاشت *د* به فضای تصاویر برده شده‌اند و دسته‌بندی با دسته‌بند نزدیک‌ترین همسایه انجام شده است. *ه* نگاشت مانند حالت قبل و دسته‌بندی با تابع مطابقت پیشنهادی به همراه خوشه‌بند *k-means* *و* نگاشت مانند حالت قبل و دسته‌بندی با تابع مطابقت پیشنهادی به همراه خوشه‌بند نیمه‌نظارتی پیشنهاد شده *ز* دسته‌بندی و نگاشت با استفاده از روش پیشنهادی برای یادگیری نگاشت و خوشه‌بندی توام

## فصل ۵

### جمع بندی

#### ۱-۵ جمع بندی

در این پژوهش مسئله یادگیری بدون برد را برای دسته بندی تصاویر مورد بررسی قرار دادیم. در این مسئله برای برخی دسته ها در زمان آموزش نمونه ی برچسب داری در اختیار نیست و این دسته ها با استفاده از یک نوع اطلاعات جانبی مشخص می شوند و برای آن ها دسته بند ساخته می شود. ابتدا یک چهارچوب کلی برای روش های موجود در مسئله یادگیری بدون برد ارائه کردیم. این چهارچوب شامل سه گام (۱) نگاشت تصاویر به یک فضای میانی، (۲) نگاشت توصیف ها به فضای میانی و (۳) دسته بندی در فضای میانی بود. سپس روش های پیشین در قالب این چهارچوب مرور شدند. در این مرور مشاهده کردیم که به استفاده از اطلاعات بدون نظارت موجود در ساختار فضای تصاویر کمتر توجه شده است.

در ادامه برای استفاده از اطلاعات موجود در ساختار فضای تصاویر، یک تابع مطابقت مبتنی بر خوشه بندی تصاویر بیان کردیم که قابلیت اضافه شدن به روش های پیشین و بهبود آن ها را داراست. با توجه به تکیه ی این تابع مطابقت به یک خوشه بندی از تصاویر یک روش خوشه بندی نیمه نظارتی ارائه دادیم که با ساختار و فرض های مسئله یادگیری بدون برد منطبق باشد. در ادامه با ترکیب تابع مطابقت و خوشه بندی نیمه نظارتی معرفی شده، یک روش برای مسئله یادگیری بدون برد پیشنهاد کردیم که به نتایجی بهتر از نتایج پیشگام روش های پیشین در اکثر آزمایشات دست پیدا کرد. برای رفع نقایص این روش و افزایش بیشتر دقت دسته بندی، روش پیشنهادی دوم را تحت عنوان یادگیری نگاشت و خوشه بندی توام ارائه کردیم که محدودیت های ناشی از جدا بودن این مراحل در روش قبلی را برطرف کرده و دقت دسته بندی را افزایش

داد.

## ۲-۵ کارهای آینده

# Bibliography

- [1] J. Ba, K. Swersky, S. Fidler, and R. Salakhutdinov. Predicting Deep Zero-Shot Convolutional Neural Networks using Textual Descriptions. *arXiv preprint arXiv:1506.00511*, 2015.
- [2] O. Chapelle, B. Schölkopf, and A. Zien. *Semi-Supervised Learning*. MIT Press, Cambridge, MA, 2006.
- [3] E. G. Miller. *Learning from one example in machine vision by sharing probability densities*. PhD thesis, MIT, 2002.
- [4] S. J. Pan and Q. Yang. A survey on transfer learning. *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on*, 22:1345–1359, 2010.
- [5] H. Larochelle, D. Erhan, and Y. Bengio. Zero-data learning of new tasks. In *National Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, pages 646–651, 2008.
- [6] R. Salakhutdinov, A. Torralba, and J. Tenenbaum. Learning to share visual appearance for multiclass object detection. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference on*, pages 1481–1488, 2011.
- [7] M. Palatucci, G. Hinton, D. Pomerleau, and T. M. Mitchell. Zero-shot learning with semantic output codes. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 22*, pages 1410–1418. 2009.
- [8] A. Farhadi, I. Endres, D. Hoiem, and D. Forsyth. Describing Objects by Their Attributes. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference on*, pages 1778–1785, 2009.

- [9] R. Socher, M. Ganjoo, C. D. Manning, and A. Ng. Zero-shot learning through cross-modal transfer. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 26*, pages 935–943. 2013.
- [10] M. Elhoseiny, B. Saleh, and A. Elgammal. Write a classifier: Zero-shot learning using purely textual descriptions. In *Computer Vision (ICCV), IEEE Conference on*, pages 2584–2591, 2013.
- [11] M. Norouzi, T. Mikolov, S. Bengio, Y. Singer, J. Shlens, A. Frome, G. Corrado, and J. Dean. Zero-shot learning by convex combination of semantic embeddings. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2014.
- [12] F. X. Yu, L. Cao, R. S. Feris, J. R. Smith, and S.-F. Chang. Designing Category-Level Attributes for Discriminative Visual Recognition. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference on*, pages 771–778, 2013.
- [13] C. Lampert, H. Nickisch, and S. Harmeling. Learning to detect unseen object classes by between-class attribute transfer. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference on*, pages 951–958, 2009.
- [14] K. Simonyan and A. Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *CoRR*, 2014.
- [15] B. Bakker and T. Heskes. Task clustering and gating for bayesian multitask learning. *Journal of Machine Learning Research*, 4:83–99, 2003.
- [16] I. Tsochantaridis, T. Joachims, T. Hofmann, and Y. Altun. Large margin methods for structured and interdependent output variables. *Journal of Machine Learning Research*, 6:1453–1484, 2005.
- [17] E. Bart and S. Ullman. Cross-generalization: learning novel classes from a single example by feature replacement. In *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05)*, volume 1, pages 672–679, 2005.
- [18] B. Romera-Paredes and P. H. S. Torr. An Embarrassingly Simple Approach to Zero-shot Learning. *Journal of Machine Learning Research*, 37, 2015.

- [19] V. Vapnik. *Statistical learning theory*. Wiley New York, 1998.
- [20] M. Suzuki, H. Sato, S. Oyama, and M. Kurihara. Transfer learning based on the observation probability of each attribute. In *Systems, Man and Cybernetics (SMC), IEEE International Conference on*, pages 3627–3631, 2014.
- [21] X. Yu and Y. Aloimonos. Attribute-based transfer learning for object categorization with zero/one training example. In *Computer Vision (ECCV), European Conference on*, volume 6315, pages 127–140. 2010.
- [22] X. Wang and Q. Ji. A unified probabilistic approach modeling relationships between attributes and objects. In *Computer Vision (ICCV), IEEE International Conference on*, pages 2120–2127, 2013.
- [23] M. Norouzi, T. Mikolov, S. Bengio, Y. Singer, J. Shlens, A. Frome, G. Corrado, and J. Dean. Zero-shot learning by convex combination of semantic embeddings. In *International Conference on Learning Representations*, 2014.
- [24] T. Mensink, E. Gavves, and C. Snoek. Costa: Co-occurrence statistics for zero-shot classification. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference on*, pages 2441–2448, 2014.
- [25] A. Frome, G. S. Corrado, J. Shlens, S. Bengio, J. Dean, M. Ranzato, and T. Mikolov. DeViSE: A Deep Visual-Semantic Embedding Model. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 26*, pages 2121–2129, 2013.
- [26] Z. Akata, F. Perronnin, Z. Harchaoui, and C. Schmid. Label-embedding for image classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PP(99):1–1, 2015.
- [27] J. Weston, S. Bengio, and N. Usunier. Large scale image annotation: Learning to rank with joint word-image embeddings. In *European Conference on Machine Learning (ECML)*, 2010.
- [28] Z. Akata, S. Reed, D. Walter, H. Lee, and B. Schiele. Evaluation of Output Embeddings for Fine-Grained Image Classification. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference on*, 2015.

- 
- [29] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 26*, pages 3111–3119. 2013.
  - [30] J. Pennington, R. Socher, and C. D. Manning. Glove: Global vectors for word representation. In *Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pages 1532–1543, 2014.
  - [31] Y. Xian, Z. Akata, G. Sharma, Q. Nguyen, M. Hein, and B. Schiele. Latent Embeddings for Zero-shot Classification. mar 2016.
  - [32] Z. Akata, M. Malinowski, M. Fritz, and B. Schiele. Multi-cue zero-shot learning with strong supervision. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016. IEEE.
  - [33] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 25*, pages 1097–1105. 2012.
  - [34] R. Qiao, L. Liu, C. Shen, and A. van den Hengel. Less is more: zero-shot learning from online textual documents with noise suppression. 2016.
  - [35] S. Reed, Z. Akata, B. Schiele, and H. Lee. Learning Deep Representations of Fine-grained Visual Descriptions. 2016.
  - [36] M. Elhoseiny, A. Elgammal, and B. Saleh. Tell and Predict: Kernel Classifier Prediction for Unseen Visual Classes from Unstructured Text Descriptions. *arXiv preprint arXiv:1506.08529*, 2015.
  - [37] Z. Zhang and V. Saligrama. Zero-Shot Learning via Semantic Similarity Embedding. In *Computer Vision (ICCV), IEEE Conference on*, 2015.
  - [38] Z. Zhang and V. Saligrama. Classifying Unseen Instances by Learning Class-Independent Similarity Functions. *arXiv preprint arXiv:1511.04512*, 2015.
  - [39] Y. Fu, T. M. Hospedales, T. Xiang, Z. Fu, and S. Gong. Transductive Multi-view Embedding for Zero-Shot Recognition and Annotation. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, volume 8690, pages 584–599, 2014.



- [40] Canonical correlation analysis.
- [41] X. Li and Y. Guo. Max-margin zero-shot learning for multi-class classification. In *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS)*, pages 626–634, 2015.
- [42] E. Kodirov, T. Xiang, Z. Fu, and S. Gong. Unsupervised Domain Adaptation for Zero-Shot Learning. In *Computer Vision (ICCV), IEEE Conference on*, pages 2927–2936, 2015.
- [43] Y. Fu and L. Sigal. Semi-supervised Vocabulary-informed Learning. *arXiv preprint arXiv:1604.07093*, 2016.
- [44] D. Jayaraman and K. Grauman. Zero-shot recognition with unreliable attributes. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 27*, pages 3464–3472. 2014.
- [45] D. Schuurmans and A. B. Tg. Semi-Supervised Zero-Shot Classification with Label Representation Learning. In *Computer Vision (ICCV), IEEE Conference on*, 2015.
- [46] J. MacQueen et al. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, volume 1, pages 281–297, 1967.
- [47] M. Mahajan, P. Nimbhorkar, and K. Varadarajan. The planar k-means problem is np-hard. In *International Workshop on Algorithms and Computation*, pages 274–285. Springer, 2009.
- [48] D. Arthur and S. Vassilvitskii. k-means++: the advantages of careful seeding. In *Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms*, pages 1027–1035, 2007.
- [49] D. Hoiem, S. K. Divvala, and J. H. Hays. Pascal voc 2008 challenge, 2008.
- [50] G. Patterson, C. Xu, H. Su, and J. Hays. The sun attribute database: Beyond categories for deeper scene understanding. *International Journal of Computer Vision*, 108(1-2):59–81, 2014.

- [51] C. Wah, S. Branson, P. Welinder, P. Perona, and S. Belongie. The Caltech-UCSD Birds-200-2011 Dataset. Technical report, 2011.
- [52] Z. Akata, F. Perronnin, Z. Harchaoui, and C. Schmid. Label-embedding for attribute-based classification. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference on*, pages 819–826, 2013.
- [53] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich. Going deeper with convolutions. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015.
- [54] G. Tsoumakas and Katakis. Multi Label Classification: An Overview. *International Journal of Data Warehousing and Mining*, 3(3):1–13, 2007.
- [55] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman. *The Elements of Statistical Learning*. New York: Springer, 2009.
- [56] D. Mahajan, S. Sellamanickam, and V. Nair. A joint learning framework for attribute models and object descriptions. In *Computer Vision (ICCV), IEEE International Conference on*, pages 1227–1234, 2011.
- [57] G. E. Hinton, O. Vinyals, and J. Dean. Distilling The Knowledge in a Neural Network. In *NIPS Deep Learning Workshop*, 2014.
- [58] G. Patterson, C. Xu, H. Su, and J. Hays. The sun attribute database: Beyond categories for deeper scene understanding. *International Journal of Computer Vision*, 108(1-2):59–81, 2014.

## **Abstract**

**Keywords:** Timetabling, School Timetabling Problem, Personnel Scheduling



Sharif University of Technology

Department of Computer Engineering

M.Sc. Thesis

Artificial Intelligence

# **Deep Zero-shot Learning**

By:

**Seyed Mohsen Shojaee**

Supervisor:

**Dr. Mahdaieh Soleymani**

Summer 2016