

چارچوب نوین خودرمزگذار مبتنی بر ResNet برای خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی با بهره‌گیری از محدودیت‌های زوجی

نور کاظم خودهیر^۱، دانشجو، محمدعلی بالافر^۱، استاد تمام^۲، جعفر تنها^۳، دانشیار، امین گلزاری اسکوئی^۴، استادیار

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تبریز- تبریز- ایران- noorkadem669@gmail.com

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تبریز- تبریز- ایران- balafarila@tabrizu.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تبریز- تبریز- ایران- tanha@tabrizu.ac.ir

۴- دانشکده فناوری اطلاعات و مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی ارومیه، ارومیه - a.golzari@uut.ac.ir

چکیده: اخیراً استفاده از یادگیری عمیق برای خوشه‌بندی داده‌ها به دلیل توانایی آن در کشف ساختارهای پیچیده داده‌ها، مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است. در این مقاله، یک چارچوب نوین خودرمزگذار مبتنی بر ResNet برای خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی پیشنهاد شده است که شامل معماری خودرمزگذار با اتصالات باقیمانده است. این چارچوب دو بخش اصلی دارد: رمزگذار مبتنی بر ResNet که بازنمایی‌های نهفته و معنادار از داده‌ها استخراج می‌کند و رمزگشا که وظیفه بازسازی دقیق داده‌های ورودی را بر عهده دارد. مدل پیشنهادی از یک تابع زیان ترکیبی بهره می‌برد که شامل میانگین مربعات خطا (MSE)، واگرایی کولبک-لایبلا (KLD)، محدودیت‌های زوجی نیمه‌نظارتی و برچسب‌های نیمه‌نظارتی است. این ترکیب نوآورانه، فرایند خوشه‌بندی را با استفاده از توزیع هدف به‌عنوان برچسب‌های نرم هدایت کرده و موجب بهبود پایداری مدل می‌شود. نتایج آزمایش‌ها بر روی مجموعه داده‌های عمومی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی به‌طور میانگین دقت ۹۶٫۸٪ در معیار دقت خوشه‌بندی و ۹۲٫۵٪ در معیار اطلاعات متقابل نرمال شده (NMI) را به دست آورده است. این نتایج حاکی از بهبود عملکرد مدل نسبت به روش‌های پیشین در خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی است.

واژه‌های کلیدی: خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی، خودرمزگذار مبتنی بر ResNet، محدودیت‌های زوجی، یادگیری عمیق برای خوشه‌بندی

A Novel ResNet-Based Autoencoder Framework for Semi-Supervised Clustering Using Pairwise Constraints

Noor Kadhimi Khudhair, PhD student¹, Mohammadali Balafar, Full professor², Jafar Tanha, Associate professor³, Amin Golzari Oskouei, Assistant professor⁴

1- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: noorkadem669@gmail.com

2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: balafarila@tabrizu.ac.ir

3- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: tanha@tabrizu.ac.ir

4- Faculty of IT and Computer Engineering, Urmia University of Technology, Urmia, Iran, Email: a.golzari@uut.ac.ir

Abstract: Recently, the use of deep learning for data clustering has gained significant attention due to its ability to uncover complex structures within data. In this paper, a novel ResNet-based autoencoder framework for semi-supervised clustering is proposed. This framework utilizes an autoencoder architecture with residual connections, consisting of two main components: a ResNet-based encoder that extracts meaningful latent representations from the data, and a decoder that is responsible for accurately reconstructing the input data. The proposed model employs a composite loss function that integrates Mean Squared Error (MSE), Kullback-Leibler Divergence (KLD), semi-supervised pairwise constraints, and label-based loss. This innovative combination guides the clustering process using a target distribution as soft labels, ensuring the stability of the model. Experimental results on benchmark datasets demonstrate that the proposed model achieves an average clustering accuracy of 96.8% and 92.5% in Normalized Mutual Information (NMI). These results indicate a significant improvement in performance compared to existing methods in semi-supervised clustering.

Keywords: Semi-Supervised Clustering, ResNet-Based Autoencoder, Pairwise Constraints, Deep Learning for Clustering

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۳/۰۹/۱۳

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۴۰۴/۰۶/۲۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۰۷/۱۲

نام نویسنده مسئول: محمدعلی بالافر

نشانی نویسنده مسئول: گروه کامپیوتر - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تبریز- تبریز- ایران.



۱- مقدمه

تجزیه و تحلیل خوشه‌های (Clustering) یکی از روش‌های مهم برای تحلیل مجموعه داده‌ها است که به درک ساختار ذاتی داده کمک می‌کند [۱-۵]. فرایند گروه‌بندی مجموعه‌ای از نقاط داده به گروه‌های متمایز که به آن‌ها خوشه (Cluster) گفته می‌شود، با عنوان خوشه‌بندی شناخته می‌شود [۱۱-۳، ۶]. اهداف اصلی خوشه‌بندی شامل افزایش تنوع درون خوشه‌ای و کاهش هم‌زمان تنوع بین خوشه‌ای است [۱۴-۱۲، ۱]. الگوریتم‌های شناخته‌شده خوشه‌بندی شامل تکنیک‌های خوشه‌بندی نرم، همان‌طور که در [۱۵] نشان داده شده و روش‌های خوشه‌بندی سخت، همان‌طور که در [۱۶، ۱] توضیح داده شده، در این حوزه به خوبی شناخته‌شده هستند. علاوه بر این، نسخه‌های جایگزین این الگوریتم‌ها در ادامه مورد بحث قرار گرفته‌اند [۱۷، ۱۸].

با این حال، محدودیت‌های الگوریتم‌های سنتی خوشه‌بندی در زمان کاربرد در مجموعه داده‌های گسترده آشکار می‌شود [۲۰، ۱۹] که این موضوع ناشی از ضعف در معیارهای شباهت پایه‌ای آن‌ها است [۲۱، ۲۲]. در نتیجه، این الگوریتم‌ها نمی‌توانند خوشه‌های بهینه را برای مجموعه داده‌های بزرگ تولید کنند، عمدتاً به دلیل پیچیدگی محاسباتی بالای آن‌ها. برای کاهش این چالش، تکنیک‌های کاهش ابعاد به منظور تبدیل داده‌های ورودی به فضای با ابعاد پایین‌تر اعمال می‌شوند، همان‌طور که تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) نشان می‌دهد [۲۳]. با این حال، ویژگی‌های پیچیده ساختار داده‌ها همچنان چالشی برای اثربخشی روش‌های خوشه‌بندی موجود ایجاد می‌کنند [۲۴].

پیشرفت‌های اخیر در یادگیری بازنمایی عمیق امکان تحولات قابل توجهی را از طریق توانایی انجام تبدیلات غیرخطی فراهم کرده‌اند [۲۵-۳۲]. چارچوب‌های خوشه‌بندی مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق که به آن‌ها خوشه‌بندی عمیق (DC) گفته می‌شود [۳۵-۳۳]، اخیراً توجه فزاینده‌ای را در محافل علمی به خود جلب کرده‌اند. بسیاری از روش‌های DC شامل یک فرایند دو مرحله‌ای هستند. مرحله اول بر دستیابی به بازنمایی‌های معنادار از داده‌های خام از طریق معماری‌های یادگیری عمیق متمرکز است، در حالی که مرحله دوم به دسته‌بندی این داده‌ها در فضای تعبیه‌شده به دست آمده مربوط می‌شود. در این مرحله دوم، می‌توان از روش‌های خوشه‌بندی سنتی در کنار معماری‌های یادگیری عمیق برای شناسایی خوشه‌ها استفاده کرد.

علاقه فزاینده محققان به روش‌های خوشه‌بندی عمیق به مزایای ذاتی آن‌ها نسبت داده می‌شود [۳۶]. نخست، ابعاد داده به‌طور قابل توجهی کاهش می‌یابد و ویژگی‌هایی ایجاد می‌شود که برای خوشه‌بندی بهینه مناسب هستند. در نتیجه، فرایندهای خوشه‌بندی در این فضای ویژگی تعبیه‌شده جدید با سرعت و کارایی بیشتری انجام می‌شوند. دوم،

استخراج بازنمایی‌های جدید، عملکرد خوشه‌بندی را در مواجهه با مجموعه داده‌های پیچیده به‌طور قابل توجهی بهبود می‌بخشد. با وجود برتری الگوریتم‌های خوشه‌بندی عمیق نسبت به روش‌های سنتی، این الگوریتم‌ها به صورت بدون نظارت عمل می‌کنند. از آنجاکه در کاربردهای عملی غالباً برخی اطلاعات اولیه درباره برچسب‌های داده در دسترس است، مدیریت تأثیر نظارت جزئی بر نتایج مدل‌سازی در خوشه‌بندی اهمیت حیاتی پیدا می‌کند. خوشه‌بندی نیمه‌نظارت‌شده [۳۷] با اعمال دانش خارجی درباره برچسب‌های نقاط داده [۳۸]، مانند محدودیت‌های «باید-پیوند» و «نباید-پیوند»، عملکرد خوشه‌بندی بدون نظارت را بهبود می‌بخشد. تکنیک‌های متعددی از خوشه‌بندی نیمه‌نظارت‌شده که از محدودیت‌های زوجی استفاده می‌کنند، توسعه داده شده‌اند [۳۹-۳۷]. با این حال، روش مؤثری که بتوان آن را بر اساس معماری ساده نظیر IDEC فرموله کرد و با استفاده از محدودیت‌های زوجی عملکرد خوشه‌بندی را به‌طور قابل توجهی بهبود بخشید، هنوز پیشنهاد نشده است.

با توجه به محدودیت‌های فوق‌الذکر، این مقاله یک چارچوب جدید خودرمزگذار مبتنی بر ResNet برای خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی پیشنهاد شده است. این روش از معماری خودرمزگذار با اتصالات باقیمانده بهره می‌برد که شامل دو ماژول رمزگذار و رمزگشا است. رمزگذار مبتنی بر ResNet مسئول استخراج بازنمایی‌های نهفته و رمزگشا مسئول بازسازی داده‌های ورودی است. مدل پیشنهادی از یک تابع خطا ترکیبی شامل میانگین مربعات خطا، محدودیت‌های زوجی نیمه‌نظارتی، واگرایی کولبک-لایبیلر و خطا مبتنی بر برچسب‌های نیمه‌نظارتی استفاده می‌کند. این ترکیب باعث بهبود خوشه‌بندی با در نظر گرفتن محدودیت‌های زوجی و بهره‌گیری از داده‌های برچسب‌دار می‌شود. همچنین، استفاده از توزیع هدف به عنوان برچسب‌های نرم، روند خوشه‌بندی را هدایت کرده و پایداری آن را تضمین می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که این روش قادر است با ترکیب بازنمایی‌های نهفته و برچسب‌های نرم، دقت خوشه‌بندی را بهبود بخشد.

روش پیشنهادی این مقاله شامل چندین نوآوری مهم در حوزه خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی مبتنی بر یادگیری عمیق است که به شرح زیر می‌باشند:

- (۱) استفاده از اتصالات باقیمانده (Residual Connections) در معماری خودرمزگذار به‌عنوان بخشی از فرایند استخراج بازنمایی داده‌ها یک نوآوری کلیدی است. این ویژگی امکان یادگیری بازنمایی‌های نهفته‌ی عمیق‌تر و معنادارتر را فراهم کرده و باعث بهبود عملکرد خوشه‌بندی به‌ویژه در مواجهه با داده‌های پیچیده می‌شود.
- (۲) این روش از محدودیت‌های «باید-پیوند» و «نباید-پیوند» برای هدایت فرایند خوشه‌بندی استفاده می‌کند. ترکیب این محدودیت‌ها در تابع زیان، امکان بهبود دقت خوشه‌بندی و

خود رمزگذار است. DCN ابتدا یک خود رمزگذار را آموزش می‌دهد سپس از پارامترهای یاد گرفته شده برای مقداردهی اولیه خود رمزگذار و نمایندگان خوشه استفاده می‌کند. در این روش خطا خود رمزگذار و خطا خوشه‌بندی به روش تناوبی بهینه می‌شود. این الگوریتم ادعا می‌کند k-means دوست است به این معنی که بازنمایی‌های نهایی به یک فضای مناسب برای الگوریتم k-means نزدیک می‌شوند.

برخی روش‌ها سعی دارند، در تولید بازنمایی‌های جدید، ساختار محلی داده‌ها را حفظ کنند که کار بسیار چالش‌برانگیزی است. ^۵ DEN [۴۴] یکی از این الگوریتم‌ها است که ابتدا سعی می‌کند خود رمزگذار را از قبل آموزش دهد و سپس محدودیت محلی را اعمال می‌کند. IDEC [۴۵] روش دیگری است که سعی در حفظ ساختار محلی داده‌ها دارد. این الگوریتم خوشه‌بندی نرم، خود رمزگذار را برای یادگیری بازنمایی‌های خوشه نیز به کار می‌گیرد. علاوه بر این، تابع خطا استفاده شده برای خوشه‌بندی ^۶ KLD است که بین برچسب‌های نرم و برچسب‌های پیش‌بینی شده محاسبه می‌شود. در این الگوریتم تابع خطا نهایی، ترکیبی از خطا خوشه‌بندی و خطا خود رمزگذار است. IDEC نتایج بسیار خوبی را برای انواع مختلف مجموعه داده (به عنوان مثال تصویر، متن و غیره) به دست آورده است.

DMC ^۷ [۴۶] یک رویکرد خوشه‌بندی چندمنظوره مبتنی بر یادگیری عمیق است که یک تابع خطا را پیشنهاد می‌کند که شامل سه عنصر است. اولین عنصر تابع خطا خوشه‌بندی است که باعث می‌شود بازنمایی‌های تولید شده مناسب خوشه‌بندی باشد. دوم عنصر تابع خطا خود رمزگذار است که به دستیابی به بازنمایی‌های جدید از داده‌ها کمک می‌کند و سومین عنصر خطای محلی است که بازنمایی‌های تولید شده از داده‌ها را مفید و معنادار می‌کند. روش دیگری نیز در [۴۷] معرفی شده است که با استفاده از نمونه‌های مثبت و منفی برای هر تصویر خوشه‌بندی داده‌ها را انجام می‌دهد. در نظر گرفتن یک نمونه مثبت و یک نمونه منفی بازنمایی‌های ایجاد شده را به صورت قابل توجهی بهبود داده است [۴۸]. رویکردهای فعلی مذکور به سختی روابط معنایی بین نمونه‌ها (روابط محلی و سراسری) را در نظر می‌گیرند. علاوه بر این، از آنجایی که ویژگی‌های عمیق در لحظه به‌روزرسانی می‌شوند، تکیه بر این روابط بین نمونه‌ها ممکن است نتیجه عکس داشته باشد. برای مقابله با این مسئله، در [۴۹] روشی به نام تطبیق نزدیک‌ترین همسایه برای تطبیق نمونه‌ها با نزدیک‌ترین همسایگانشان از هر دو سطح محلی (دسته‌ای) و سراسری (کلی) ارائه شده است. همسایگان محلی در هر دسته از طریق فضای تعبیه شده محاسبه می‌شود و همسایگان سراسری بر اساس کل داده‌ها و فضای تعبیه شده محاسبه می‌شوند.

حفظ ساختار معنایی داده‌ها در فضای ویژگی را فراهم می‌کند.

۳) تابع زیان پیشنهادی شامل چهار جزء است: میانگین مربعات خطا (MSE) برای بازسازی داده‌ها، واگرایی کولبک-لایبلر (KLD) برای تنظیم خوشه‌ها، محدودیت‌های زوجی (^۸ SSC) برای مدیریت روابط محلی بین نقاط داده و زیان مبتنی بر برچسب‌های نیمه‌نظارتی (^۳ SSL). این ترکیب، امکان یادگیری هم‌زمان بازنمایی‌های مؤثر و بهینه‌سازی فرآیند خوشه‌بندی را فراهم می‌کند.

۴) روش پیشنهادی با استفاده از ماتریس محدودیت زوجی (A)، روابط محلی و سراسری نقاط داده را در فضای تعبیه شده حفظ می‌کند. این ویژگی، اطمینان حاصل می‌کند که نقاط داده با برچسب مشابه به یکدیگر نزدیک باشند و نقاط داده با برچسب متفاوت فاصله بیشتری داشته باشند.

این نوآوری‌ها روش پیشنهادی را از سایر روش‌های خوشه‌بندی عمیق و نیمه‌نظارتی متمایز کرده و آن را به یک راه‌حل مؤثر و انعطاف‌پذیر برای مسائل خوشه‌بندی در کاربردهای واقعی تبدیل می‌کند.

مقاله به این ترتیب سازمان‌دهی شده است که در بخش ۲ کارهای مرتبط بیان می‌شود، در بخش ۳ روش پیشنهادی معرفی می‌شود، در بخش ۴ آزمایش‌ها بیان می‌شود و در نهایت بخش ۵ به نتیجه‌گیری و کارهای آینده می‌پردازد.

۲- کارهای مرتبط

الگوریتم‌های خوشه‌بندی عمیق اغلب از خود رمزگذارها برای یادگیری بازنمایی‌های جدید از داده‌های خام استفاده می‌کنند. معمولاً در این الگوریتم‌ها، تابع خطا خود رمزگذار به تابع خطا خوشه‌بندی اضافه می‌شود تا به صورت مشترک بازنمایی داده‌ها و نمایندگان خوشه یاد گرفته شود. در این حالت، برای ایجاد ثبات در این الگوریتم‌ها، مرحله پیش آموزش شبکه ضروری است [۴۲]. پیش آموزش شامل ۲ مرحله است. مرحله اول آموزش خود رمزگذار است و مرحله دوم استفاده از یک روش خوشه‌بندی (نظیر k-means) بر روی بازنمایی‌های یاد گرفته شده از مرحله اول است. سپس، از پارامترهای خود رمزگذار یاد گرفته شده (وزن‌ها و بایاس) و نمایندگان خوشه (که از طریق اجرا k-means بر روی بازنمایی‌های یاد گرفته شده تولید می‌شود) برای تنظیم اولیه پارامترهای خود رمزگذار و نمایندگان خوشه، قبل از آموزش چارچوب خوشه‌بندی عمیق استفاده می‌شود.

یکی از معروف‌ترین الگوریتم‌های این دسته DCN ^۵ است [۴۳]. این الگوریتم مبتنی بر k-means، یکی از اولین الگوریتم‌های DC مبتنی بر

⁵ Deep Embedding Network

⁶ Improved Deep Embedded Clustering

⁷ Kullback–Leibler Divergence

⁸ Deep Multi-objective Clustering

² Semi-supervised Similarity Constraint

³ Semi-supervised Label

⁴ Deep Clustering Network

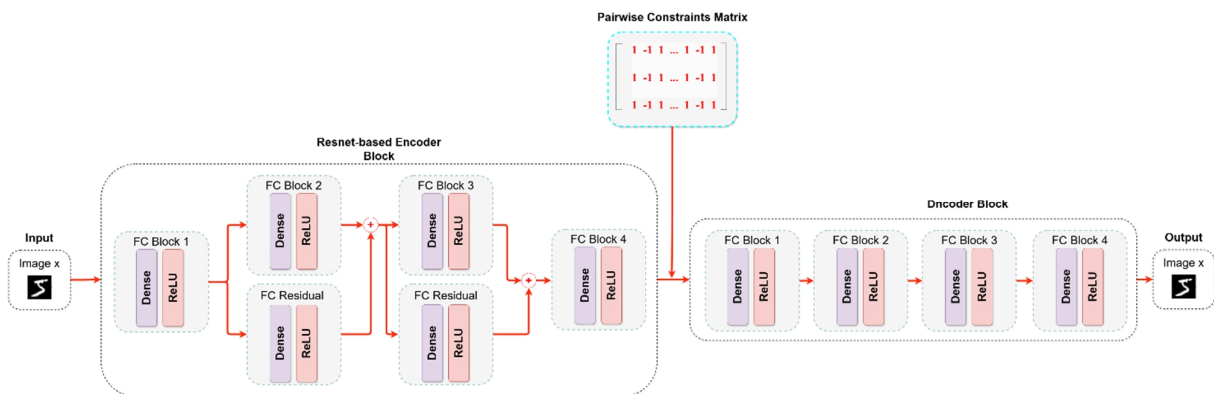
۳- روش پیشنهادی

چارچوب خوشه‌بندی نیمه‌نظارت‌شده عمیق پیشنهادی، مشابه با الگوهای خوشه‌بندی مبتنی بر خودرمزگذار، شامل دو مرحله‌ی مجزا است. این بخش تحلیل جامعی از هر یک از این مراحل ارائه می‌دهد. در مرحله‌ی اول، شبکه‌ی خودرمزگذار آموزش داده می‌شود که این گام، بخش اساسی در مدل‌های خوشه‌بندی عمیق است. هدف این مرحله کاهش ابعاد داده و استخراج ویژگی‌های مهم و مرتبط با خوشه‌بندی است. در مرحله‌ی دوم (مرحله‌ی خوشه‌بندی)، از مدل آموزش‌دیده در مرحله‌ی قبل استفاده می‌شود. هدف این گام تعیین

برچسب‌های مرتبط با خوشه‌ها است. در طول مرحله‌ی دوم روش پیشنهادی، یک تابع هزینه‌ی نوآورانه به کار گرفته می‌شود.

۳-۱- پیش آموزش شبکه

شکل ۱ روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. در روش پیشنهادی از معماری مبتنی بر ResNets استفاده می‌شود. این معماری اغلب برای مسائل با ناظر استفاده می‌شوند. روش‌های خوشه‌بندی عمیق بسیار محدودی همراه با اتصالات باقی‌مانده (ResNet) ارائه شده‌اند. در این مقاله، ما یک چارچوب جدید خود رمزگذار مبتنی بر ResNet پیشنهاد می‌کنیم.



شکل ۱- چارچوب خود رمزگذار پیشنهادی. تعداد نودها در لایه‌های رمزگذار FC Block 1، FC Block 2، FC Block 3 و FC Block 4 به ترتیب ۵۰۰، ۵۰۰، ۲۰۰۰ و ۱۰ است. در لایه‌های رمزگشا این ترتیب برعکس است به طوری که در لایه‌های رمزگشا FC Block 1، FC Block 2 و FC Block 3 به ترتیب ۱۰، ۲۰۰۰، ۵۰۰ و ۵۰۰ است. از اتصالات باقیمانده بین لایه‌های با تعداد نود ۵۰۰ و ۲۰۰۰ استفاده شده است.

جدول ۱- خلاصه‌ای از معماری پیشنهادی و نوع لایه‌ها

نام لایه	نوع لایه	فرمول ریاضی
Encoder 1	Dense + ReLU	$Eh_1 = \sigma(W_{e1}x_i + b_{e1})$
Residual 1	Dense + ReLU	$r_1 = \sigma(W_{r1}Eh_1 + b_{r1})$
Encoder 2	Dense + ReLU	$Eh_2 = \sigma(W_{e2}Eh_1 + b_{e2})$
Encoder 3	Dense + Residual + ReLU	$Eh_3 = \sigma(W_{e3}(Eh_2 + r_1) + b_{e3})$
Residual 2	Dense + ReLU	$r_2 = \sigma(W_{r2}Eh_2 + b_{r2})$
Encoder 4	Dense + Residual + ReLU	$f_\theta(x_i) = \sigma(W_{e4}(Eh_3 + r_2) + b_{e4})$
Clustering Layer	Soft Assignment	$q_{ij} = \frac{(1 + \ f_\theta(x_i) - r_j\ ^2)^{-1}}{\sum_j (1 + \ f_\theta(x_i) - r_j\ ^2)^{-1}}$
Decoder 1	Dense + ReLU	$Dh_1 = \sigma(W_{d1}f_\theta(x_i) + b_{d1})$
Decoder 2	Dense + ReLU	$Dh_2 = \sigma(W_{d2}Dh_1 + b_{d2})$
Decoder 3	Dense + ReLU	$Dh_3 = \sigma(W_{d3}Dh_2 + b_{d3})$
Decoder 4	Dense	$g_{\eta} \circ f_\theta(x_i) = \sigma(W_{d4}Dh_3 + b_{d4})$

همانطوریکه در شکل ۱، نشان داده شده است، خروجی لایه اول ($h1$) وارد اولین بلوک ResNet شده و خروجی حاصل از این بلوک ResNet با خروجی لایه دوم ($h2$) جمع می‌شود. نتیجه حاصل به عنوان ورودی لایه بعدی در نظر گرفته می‌شود. این مکانیسم برای لایه‌های بعدی نیز تکرار می‌شود. با در نظر گرفتن ۴ لایه در ماژول رمزگذار و ۲ لایه

روش پیشنهادی شامل یک معماری خود رمزگذار با اتصالات باقیمانده است. مشابه مدل‌های مبتنی بر خود رمزگذار، از دو ماژول مختلف به نام‌های رمزگذار و رمزگشا استفاده می‌شود. ماژول رمزگذار مسئول استخراج بازنمایی‌های تعبیه شده است و ماژول رمزگشا از این بازنمایی‌های استخراج‌شده برای بازسازی تصویر ورودی x استفاده می‌کند. برخلاف مدل‌های مبتنی بر خود رمزگذار موجود، در این روش، ما از یک بلوک رمزگذار مبتنی بر ResNet برای استخراج بازنمایی‌های تعبیه‌شده استفاده می‌کنیم.

در معماری پیشنهادی، نمونه نام (x_i) از لایه‌های تمام متصل عبور کرده و بازنمایی‌های جدید ($f_\theta(x_i)$) تولید می‌شود (رابطه ۱). در این رابطه، W_x و b_x وزن‌ها و بایاس مربوط به لایه‌هایی است که نمونه x از آن عبور می‌کند و σ نشان‌دهنده تابع فعال‌سازی RELU است.

$$f_\theta(x_i) = \sigma(W_x x_i + b_x) \quad (1)$$

همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده است، هنگام اضافه کردن یک اتصال باقیمانده، خروجی دو لایه میانی متوالی باید با هم جمع شوند. برای انجام این کار، خروجی هر دو لایه باید در یک بعد باشند؛ بنابراین، باید یک نگاشت غیرخطی از لایه قبلی به ابعادی که با خروجی‌های لایه‌های بعدی مطابقت دارد، انجام می‌شود.

در این ماتریس، اگر دو جفت نمونه در یک کلاس باشند مقدار ۱، اگر در کلاس‌های مختلفی باشند مقدار منفی ۱ و در غیر این صورت (برچسب‌دار نباشند) مقدار ۰ در نظر گرفته می‌شود.

محدودیت‌های زوجی تعیین می‌کنند که آیا یک جفت نمونه داده در یک دسته مشابه یا در دسته‌های متفاوت طبقه‌بندی می‌شوند. انتظار می‌رود نقاط داده‌ای که برچسب یکسان دارند، در نزدیکی یکدیگر قرار بگیرند، در حالی که نقاط داده‌ای که از دسته‌های مختلف منشأ می‌گیرند، در فضای ویژگی نهفته فاصله زیادی از یکدیگر داشته باشند. لازم به ذکر است که ماتریس محدودیت زوجی A قبل از شروع آموزش و بر اساس برچسب‌های اولیه موجود در داده‌ها تشکیل می‌شود. مقدار هر درایه از این ماتریس به صورت ثابت بوده و در طول اجرای الگوریتم تغییر نمی‌کند. این امر از نوسانات ناشی از تغییر برچسب‌ها در طول آموزش جلوگیری کرده و ثبات مدل را تضمین می‌نماید.

۳-۲- گام خوشه‌بندی

مهم‌ترین دستاورد روش IDEC در استفاده نوآورانه از توابع زبان KLD و MSE نهفته است. این روش از نقاط داده با اطمینان بالا به عنوان یک مکانیسم نظارتی بهره می‌برد و توزیع متمرکزتری از نقاط در هر خوشه ایجاد می‌کند. با این حال، IDEC قادر به استفاده از محدودیت‌های زوجی تعریف‌شده توسط کاربر برای هدایت فرآیند خوشه‌بندی نیست. برای رفع این محدودیت، ما پیشنهاد می‌کنیم که محدودیت‌های زوجی در تابع هدف IDEC ادغام شوند تا فرآیندهای خوشه‌بندی و نهفته‌سازی به طور مؤثر هدایت شوند.

در مرحله خوشه‌بندی، از مدل توسعه‌یافته در گام پیشین استفاده می‌شود، با این تفاوت که عناصر مفهومی جدیدی معرفی شده‌اند: محدودیت‌های زوجی در فرآیند آموزش مدل گنجانده شده‌اند و یک عبارت جریمه به تابع زبان خوشه‌بندی اضافه شده است که امکان خوشه‌بندی نمونه‌ها تحت تأثیر نمونه‌های برچسب‌دار فراهم می‌کند. شکل این معماری در شکل ۲ ارائه شده است.

ResNet اطلاعات و روابط حاصل از معماری پیشنهادی در جدول ۱ خلاصه شده است.

$f_{\theta}(x_i)$ از لایه‌ی تمام متصل و لایه خوشه‌بندی عبور داده می‌شود. لایه‌های تمام متصل رمزگشا دقیقاً شبیه به لایه‌های تمام متصل رمزگذار است با این تفاوت که ترتیب لایه‌ها برعکس شده است (رابطه ۲).

$$g_{\eta} \circ f_{\theta}(x_i) = \sigma(W_x f_{\theta}(x_i) + b'_x) \quad 2$$

در رابطه ۲، $g_{\eta} \circ f_{\theta}(x_i)$ نسخه بازسازی‌شده نمونه λ م به دست آمده از لایه تمام متصل است.

در روش پیشنهادی از تابع خطا پیشنهادی (رابطه ۳) برای آموزش شبکه استفاده می‌کنیم. این تابع خطا ترکیبی از تابع خطا MSE^۹ و SSC است. منظور از MSE میانگین مربع خطا و منظور از SSC محدودیت‌های نیمه نظارت شده است. این تابع زبان مدل را ملزم می‌سازد که به روابط زوجی میان نقاط داده پایبند باشد. هنگامی که انتظار می‌رود دو نقطه داده به یک خوشه تعلق داشته باشند، این عبارت جریمه‌ای برای فاصله‌های زیاد میان بازنمایی‌های نهفته‌ی آن‌ها اعمال می‌کند و بدین ترتیب نزدیکی در فضای نهفته را تقویت می‌نماید. برعکس، اگر پیش‌بینی شود که دو نقطه داده در خوشه‌های متفاوت قرار گیرند، این عبارت جریمه‌ای برای فاصله‌های کم اعمال کرده و آن‌ها را به حفظ جدایی قابل توجه تشویق می‌کند. این مکانیسم تضمین می‌کند که فرآیند خوشه‌بندی با دانش موجود در مورد روابط میان نقاط داده همخوانی داشته باشد.

تابع خطا روش پیشنهادی از طریق رابطه ۳ محاسبه می‌شود.

$$\mathcal{L}_r = \mathcal{L}_{MSE} + \mathcal{L}_{SSC} \quad 3$$

تابع خطا بازسازی ($\mathcal{L}_{MSE}$) در این الگوریتم از طریق رابطه ۴ محاسبه می‌شود.

$$\mathcal{L}_{MSE}(x, \eta, \theta) = \sum_{x \in \mathcal{X}} \delta^l(x, g_{\eta} \circ f_{\theta}(x)) \quad 4$$

در رابطه فوق $f_{\theta}(x)$ نشان‌دهنده داده‌ها در فضای تعبیه‌شده (خروجی رمزگذار) و $g_{\eta} \circ f_{\theta}(x)$ نسخه بازسازی‌شده داده‌های به دست آمده از لایه خروجی است (خروجی رمزگشا). δ^l نشان‌دهنده معیار فاصله است که می‌تواند فاصله اقلیدسی، کسینوسی و ... باشد.

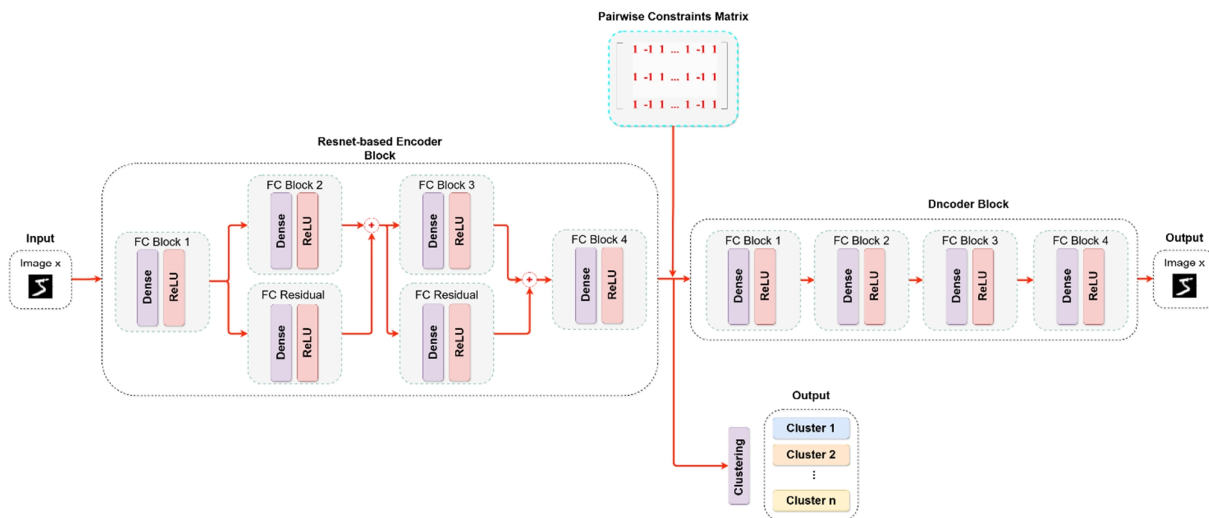
تابع خطا $\mathcal{L}_{SSC}$ در این الگوریتم از طریق رابطه ۵ محاسبه می‌شود.

$$\mathcal{L}_{SSC} = \sum_{n=1}^N \sum_{\hat{n}=1}^N a_{n\hat{n}} \|z_n - z_{\hat{n}}\| \quad 5$$

در این رابطه منظور از z_n و $z_{\hat{n}}$ به ترتیب نمونه λ م و λ ن در فضای تعبیه‌شده (خروجی رمزگذار) است و منظور از $a_{n\hat{n}}$ محدودیت‌های زوجی بین دو نمونه است. برای فرموله‌سازی این محدودیت‌ها ابتدا ماتریس A را معرفی می‌کنیم.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1\hat{n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{n\hat{n}} \end{bmatrix}_{n \times \hat{n}}$$

⁹ Mean Squared Error



شکل ۲- چارچوب خوشه‌بندی پیشنهادی

در رابطه ۸، α_0 و α_1 و α_2 ضریب هستند. تابع خوشه‌بندی ($\mathcal{L}_{KLD}$) از طریق رابطه ۹ به دست می‌آید. در الگوریتم پیشنهادی از KLD برای تابع خطا خوشه‌بندی استفاده می‌کنیم که بین برچسب‌های محاسبه‌شده نرم (رابطه ۶) و توزیع هدف (رابطه ۷) محاسبه می‌شود.

$$\mathcal{L}_{KLD} = KLD(P||Q) = \sum_i \sum_j p_{ij} \log\left(\frac{q_{ij}}{p_{ij}}\right) \quad 9$$

تابع زیان برچسب نیمه‌نظارتی ($\mathcal{L}_{SSL}$) این تابع زیان از داده‌های برچسب‌دار برای هدایت فرآیند خوشه‌بندی استفاده می‌کند و تلاش می‌نماید نمونه‌های برچسب‌دار را به‌درستی دسته‌بندی کند. هدف مدل، به حداقل رساندن اختلافات بین شباهت خوشه‌ی پیش‌بینی‌شده برای نقاط داده برچسب‌دار و برچسب‌های واقعی آن‌ها است. این هم‌راستایی تضمین می‌کند که خوشه‌بندی با برچسب‌های شناخته‌شده همخوانی داشته باشد و با فراهم کردن نظارت مبتنی بر داده‌های برچسب‌دار، کیفیت خوشه‌بندی را بهبود می‌بخشد. رابطه ۱۰ این تابع خطا را نشان می‌دهد.

$$\mathcal{L}_{SSL} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K b_i(q_{ij} - b_i f_{ij})^2 \quad 10$$

در این رابطه $B = [b_i]$ یک بردار N بعدی است که در آن اگر نمونه برچسب دار باشد مقدار یک و در غیر این صورت مقدار صفر خواهد بود. همچنین $F = [f_{ij}]$ یک ماتریس برچسب است که در آن اگر نمونه λ به کلاس j تعلق داشته باشد مقدار ۱ و در غیر این صورت مقدار ۰ خواهد بود.

شبه کد الگوریتم پیشنهادی در شکل ۳ نشان داد شده است. همان‌طور که در این الگوریتم مشاهده می‌شود توزیع هدف P به‌عنوان «برچسب واقعی» و «برچسب نرم» عمل می‌کند اما این برچسب به خروجی پیش‌بینی‌شده (q_{ij}) بستگی دارد؛ بنابراین، برای جلوگیری از بی‌ثباتی P ، نباید در هر تکرار تنها با استفاده از یک دسته داده کوچک به‌روزرسانی شود. برای حل این مشکل، توزیع هدف (p) را با استفاده از

در معماری پیشنهادی خروجی رمزگذار ($f_{\theta}(x_i)$) به لایه خوشه‌بندی پاس داده می‌شود. وزن‌های روی این لایه مراکز خوشه‌ها را مشخص می‌کند و خروجی این لایه میزان تعلق نمونه λ به خوشه j را مشخص می‌کند (q_{ij}). رابطه ۶ میزان تعلق نمونه λ به خوشه j را نشان می‌دهد.

$$q_{ij} = \frac{(1 + \|f_{\theta}(x_i) - r_j\|^2)^{-1}}{\sum_j (1 + \|f_{\theta}(x_i) - r_j\|^2)^{-1}} \quad 6$$

در رابطه ۶، $f_{\theta}(x_i)$ نشان‌دهنده نمونه λ حاصل از خروجی رمزگذار و r_j نشان‌دهنده مرکز خوشه j است. این رابطه تضمین می‌کند که مجموع تعلقات برای هر نمونه برابر ۱ باشد، یعنی: $\sum_j q_{ij} = 1$.

با استفاده از رابطه ۷ توزیع هدف یا به عبارتی بهتر شبه برچسب‌های واقعی تخمین زده می‌شوند. در هر تکرار این برچسب‌ها محاسبه و بروز می‌شوند. از این شبه برچسب‌ها برای آموزش شبکه استفاده می‌شود.

$$p_{i,j} = \frac{q_{i,j}^2 / f}{\sum_j (q_{i,j}^2 / f)} \quad 7$$

در رابطه ۷، $\sum_i q_{i,j} = f$ است. این تعریف نیز خاصیت نرمال‌سازی را حفظ کرده و تضمین می‌کند که برای هر نمونه i ، رابطه $\sum_j p_{i,j} = 1$ برقرار باشد.

مقادیر $p_{i,j}$ و q_{ij} به‌گونه‌ای تعریف شده‌اند که مجموع آن‌ها برای هر نمونه برابر ۱ باشد و در نتیجه، به‌عنوان توزیع‌های احتمال معتبر برای تعلق نمونه‌ها به خوشه‌ها در نظر گرفته می‌شوند. این نرمال‌سازی برای محاسبه واگرایی KLD بین توزیع نرم پیش‌بینی‌شده و توزیع هدف ضروری است.

در این فاز از روش پیشنهادی از تابع خطا پیشنهادی (رابطه ۸) برای آموزش شبکه استفاده می‌کنیم. این تابع خطا ترکیبی از تابع خطا MSE و SSC در کنار KLD و SSL است.

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{mse} + \alpha_0 \mathcal{L}_{LD} + \alpha_1 \mathcal{L}_{SSC} + \alpha_2 \mathcal{L}_{SL} \quad 8$$

- ADC⁸ [۵۵],
- DERC⁹ [۵۶],
- DEEP_CLUSTER [۵۷],
- AutoEmbedder¹⁰ [۴۰],
- JUL¹¹ [۵۸],
- CRDSSCPC¹² [۵۹],
- RDEIC-LFW-DSS¹³ [۱۳],
- EDCWRN¹⁴ [۱۷],
- VADE¹⁵ [۶۰],
- DECCA¹⁶ [۶۱],
- DEC¹⁷ [۶۲],
- DCDYNAE¹⁸ [۱۰, ۶۳],
- SDKC¹⁹ [۶۴],
- LSMVSC²⁰ [۶۵],
- DAC²¹ [۶۶],
- SC-DEC²² [۳۹].

شایان ذکر است که نتایج روش‌های مقایسه‌شده در جداول ۷ تا ۱۰، از مقالات اصلی مربوط به هر روش استخراج شده‌اند و الگوریتم آن‌ها به‌صورت مجزا پیاده‌سازی نشده است. این اقتباس با هدف مقایسه عادلانه و استاندارد به بهترین نتایج گزارش‌شده برای هر روش صورت گرفته است.

برای مقایسه عملکرد روش پیشنهادی، مجموعه‌ای از روش‌های خوشه‌بندی عمیق و نیمه‌نظارتی انتخاب شده‌اند که عملکرد برجسته‌ای در مطالعات پیشین داشته‌اند. از جمله این روش‌ها می‌توان به IDEC (خوشه‌بندی عمیق با حفظ ساختار محلی)، ADC (خوشه‌بندی عمیق

تمام نقاط تعبیه‌شده در هر T تکرار به‌روز می‌کنیم. برای به‌روز رسانی از روابط ۶ و ۷ استفاده می‌کنیم. هنگام به‌روز رسانی توزیع هدف، برچسب اختصاص داده شده به x_i توسط رابطه ۱۱ به دست می‌آید.

$$s_i = \arg \max_j q_{i,j} \quad (11)$$

در این رابطه $q_{i,j}$ از طریق رابطه ۶ محاسبه می‌شود. اگر درصد تغییر برچسب نمونه‌ها بین دو به‌روز رسانی متوالی برای توزیع هدف کمتر از آستانه ϵ باشد، آموزش را متوقف می‌کنیم.

در هر تکرار، دسته‌ای از داده‌ها با توجه به اندازه دسته انتخاب می‌شود (مرحله ۹). این دسته از داده‌ها برای به‌روز رسانی پارامترهای شبکه (مرحله ۱۰) استفاده می‌شود.

Input: input data $\mathbf{X}$, Number of clusters K , Target distribution target interval T , stopping threshold ϵ , Maximum iterations $MaxIter$

Output: Cluster representatives R , Labels S

```

1: for iter  $\in 0, 1, \dots, MaxIter$ 
2:   if iter %  $T == 0$ 
3:     Compute the embeddings for all samples
4:     Compute target distribution ( $P$ ) by Eq. (7)
5:     Save last label assignments:  $s_{old} = s$ 
6:     Compute new label assignments by Eq. (11)
7:     if ( $sum(s_{old} \neq s) / n < \epsilon$ )
8:       Stop training
9:     Choose a batch of samples  $s \in X$ 
10:    Update network parameters on  $s$ 
```

شکل ۳- شبه کد الگوریتم پیشنهادی

۴- آزمایش‌ها

در این تحقیق، کارایی روش پیشنهادی با استفاده از چندین مجموعه داده عمومی ارزیابی شده است. نتایج به‌صورت مقایسه‌ای در برابر طیفی از تکنیک‌های خوشه‌بندی عمیق بدون نظارت و نیمه‌نظارتی شامل روش‌های زیر قرار گرفته است:

- RICCINET¹ [۵۰],
- ADVDEC² [۵۱],
- SSDEC³ [۳۷],
- DSCPS⁴ [۴۱],
- DKMS⁵ [۵۲],
- DBC⁶ [۵۳],
- IDEC [۴۵],
- SDDC⁷ [۵۴],

⁸ Active Deep Clustering

⁹ Deep Embedded Clustering with Relative Entropy Minimization

¹⁰ Automatic Deep Embedding System for Clustering

¹¹ Joint Unsupervised Learning

¹² Consistency Regularization for Deep Semi-supervised Clustering with Pairwise Constraints

¹³ ResNet-based Deep Embedded Image Clustering with Local Feature Weighting and Dynamic Sample Selection

¹⁴ Efficient Deep Clustering With Representation Weight and Neighbors

¹⁵ Variational Deep Embedding

¹⁶ Deep Embedded Clustering based on Contractive Autoencoder

¹⁷ Deep Embedded Clustering

¹⁸ Deep Clustering with a Dynamic Autoencoder

¹⁹ Scalable Deep K-subspace Clustering

²⁰ Large-Scale Multi-View Subspace Clustering

²¹ Deep Adversarial Clustering

²² Soft-Constraint Deep Embedded Clustering

¹ Riemannian Clustering Constrained Inference Network

² Adversarial Deep Embedded Clustering

³ Semi-supervised Deep Embedded Clustering

⁴ Deep Semi-supervised Clustering based on Pairwise Constraints and Sample similarity

⁵ Deep K-Means with Sampling

⁶ Discriminatively Boosted Clustering

⁷ Semi-supervised Deep Density Clustering

در تمامی آزمایش‌های انجام‌شده، به‌منظور پیاده‌سازی چارچوب نیمه‌نظارتی، ۲۰ درصد از نمونه‌های هر کلاس به‌صورت تصادفی به‌عنوان داده‌های برچسب‌دار انتخاب شده‌اند.

۴-۲- مجموعه داده

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های پیشنهادی و انجام مقایسه‌ای جامع با سایر روش‌ها، از چهار مجموعه‌داده‌ی مرجع در حوزه‌ی بینایی ماشین استفاده شده است. این مجموعه‌داده‌ها شامل تصاویر دست‌نویس و پوشاک هستند و به دلیل تنوع و استفاده‌ی گسترده در پژوهش‌های یادگیری ماشین، گزینه‌های مناسبی برای ارزیابی روش‌های پیشنهادی محسوب می‌شوند. در ادامه، مشخصات هر یک از این مجموعه‌داده‌ها به‌طور خلاصه ارائه می‌شود.

- **MNIST**: شامل ۷۰۰۰۰ تصویر سیاه‌وسفید با ابعاد 28×28 پیکسل از ارقام دست‌نویس (۰ تا ۹) است. این مجموعه‌داده یکی از شناخته‌شده‌ترین منابع در حوزه‌ی یادگیری ماشین برای وظایف طبقه‌بندی و خوشه‌بندی محسوب می‌شود. این مجموعه‌داده از طریق لینک <http://yann.lecun.com/exdb/mnist> در دسترس است.
- **FASHION-MNIST**: متشکل از ۷۰۰۰۰ تصویر سیاه‌وسفید با ابعاد 28×28 از ۱۰ دسته‌ی مختلف پوشاک است و به‌عنوان جایگزینی چالش‌برانگیز برای مجموعه‌ی MNIST معرفی شده است. این مجموعه‌داده از طریق لینک <https://github.com/zalandoresearch/fashion-mnist> در دسترس است.
- **USPS**: این مجموعه شامل ۹,۲۹۸ تصویر سیاه‌وسفید با ابعاد 16×16 از ارقام دست‌نویس (۰ تا ۹) است که توسط اداره‌ی پست ایالات متحده گردآوری شده است. این مجموعه‌داده از طریق لینک <https://www.kaggle.com/bistaumanga/usps-dataset> در دسترس است.
- **MNIST-TEST**: شامل ۱۰,۰۰۰ تصویر سیاه‌وسفید با ابعاد 28×28 از ارقام دست‌نویس (۰ تا ۹) است و در واقع بخش آزمون مجموعه‌ی MNIST به‌شمار می‌آید. این مجموعه‌داده از طریق لینک <http://yann.lecun.com/exdb/mnist> در دسترس است.

خلاصه‌ی آماری این مجموعه‌داده‌ها در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- مجموعه‌داده

تعداد	تعداد	تعداد	مجموعه‌داده
کلاس	ویژگی	نمونه	
۱۰	۷۸۴	۷۰۰۰	MNIST

خصمانه)، RDEIC-LFW-DSS (خوشه‌بندی تعبیه‌شده مبتنی بر ResNet با وزن‌دهی ویژگی محلی)، AutoEmbedder (سیستم یادگیری تعبیه‌ای نیمه‌نظارتی)، SC-DEC (خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی با توزیع هدف)، و سایر روش‌ها مانند VADE، JUL، EDCWRN و CRDSSCPC اشاره کرد. هر یک از این روش‌ها از ساختارهای مختلفی از جمله شبکه‌های خودرمزگذار، یادگیری خصمانه، محدودیت‌های زوجی و یا تنظیمات تعبیه‌ای بهره می‌برند. هدف از مقایسه با این روش‌ها، بررسی جامع کارایی مدل پیشنهادی در برابر تکنیک‌های متنوع و برجسته حوزه خوشه‌بندی عمیق است.

۴-۱- تنظیم پارامترهای روش پیشنهادی

مشابه تنظیمات استفاده‌شده در روش IDEC، ماژول رمزگذار مجموعه‌ای از لایه‌های مترکم (لایه‌های کاملاً متصل) با ابعاد $d - 10 - 2000 - 500 - 500$ است که d بعد داده‌های ورودی است و ماژول رمزگشا همان لایه‌های کاملاً متصل ماژول رمزگذار است. با این تفاوت که ترتیب لایه‌ها برعکس شده است ($10 - 2000 - 500 - d$). لازم به ذکر است که چون تصاویر ورودی به‌صورت ماتریس 28×28 برای مجموعه‌داده‌های MNIST و FASHION و 16×16 برای مجموعه‌داده USPS هستند، قبل از ورود به لایه‌های Dense، این ماتریس‌ها به بردار یک‌بعدی (784 تایی برای مجموعه‌داده‌های MNIST و FASHION و 256 تایی برای USPS) تبدیل شده و سپس وارد شبکه می‌شوند. همچنین از اتصالات باقیمانده بین لایه‌ها با تعداد نودهای ۵۰۰ و ۲۰۰۰ استفاده شده است. کل لایه‌های داخلی با استفاده از تابع غیرخطی ReLU فعال می‌شوند. ضریب تابع زیان خوشه‌بندی از مجموعه‌ای شامل مقادیر $\{0.1, 0.01, 0.001, 0.001, 0.0001\}$ انتخاب شده است. پس از انجام ارزیابی‌های تجربی، مقدار بهینه برای ضریب تابع زیان خوشه‌بندی برابر با 0.1 به‌عنوان مقدار نهایی انتخاب شد، چراکه در مقایسه با سایر مقادیر، پایداری بیشتری در فرآیند آموزش مدل ایجاد کرده و دقت خوشه‌بندی بالاتری به همراه داشت. انتخاب این مقدار باعث شد تا مدل بتواند به‌خوبی تعادل میان اجزای مختلف تابع زیان از جمله بازسازی داده، حفظ محدودیت‌های زوجی و اعمال نظارت جزئی را برقرار کند.

اندازه دسته، فواصل به‌روزرسانی (T) و آستانه همگرایی (ϵ) به ترتیب روی ۲۵۶، ۱۴۰ و 0.01 درصد تنظیم شده‌اند. بهینه‌ساز SGD^۱ با نرخ یادگیری^۲ 0.1 و تکانه^۳ 0.9 در چارچوب‌های پیشنهادی استفاده شده است.

^۱ Stochastic Gradient Descent

^۲ Learning rate

^۳ Momentum

۴-۴- آزمایش ۱: تحلیل تابع خطا محدودیت نیمه نظارتی ($\mathcal{L}_{SSC}$)

در این آزمایش، تأثیر عبارت محدودیت نیمه نظارتی که در تابع زیان خوشه‌بندی پیشنهادی ادغام شده است، برای ارزیابی تأثیر آن بر کارایی روش پیشنهادی بررسی می‌شود. نتایج در جدول‌های ۳ و ۴ ارائه شده است.

جدول ۳- تأثیر $\mathcal{L}_{SSC}$ معیار دقت

روش	MNIST	FASHION	MNIST_TEST	USPS
با استفاده از $\mathcal{L}_{SSC}$	۹۹.۱	۸۸.۱	۹۹	۹۹
بدون استفاده از $\mathcal{L}_{SSC}$	۹۲.۱	۶۰.۱	۹۴.۶	۹۴.۴

جدول ۴- تأثیر $\mathcal{L}_{SSC}$ معیار NMI

روش	MNIST	FASHION	MNIST_TEST	USPS
با استفاده از $\mathcal{L}_{SSC}$	۹۷.۲	۸۱.۱	۹۶.۵	۹۷.۱
بدون استفاده از $\mathcal{L}_{SSC}$	۹۲.۷	۶۱.۱	۹۲.۲	۹۲.۴

ادغام عبارت محدودیت نیمه نظارتی در تابع زیان پیشنهادی، اثربخشی روش پیشنهادی را به‌طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. این محدودیت باعث بهبود میانگین ۱۱ درصد در دقت خوشه‌بندی و ۹ درصد در اطلاعات متقابل نرمال شده (NMI) می‌شود. نتایج چشمگیری در دقت و NMI برای مجموعه داده‌هایی مانند FASHION ثبت شده است. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهند که $\mathcal{L}_{SSC}$ به مدل پیشنهادی کمک می‌کند تا نمایش‌هایی را یاد بگیرد که با اهداف خوشه‌بندی همخوانی دارند، یعنی کاهش فاصله درون خوشه‌ای و افزایش فاصله بین خوشه‌ای.

۴-۵- آزمایش ۲: تحلیل تابع خطا برچسب نیمه نظارتی ($\mathcal{L}_{SSL}$)

در این آزمایش، تأثیر عبارت برچسب نیمه نظارتی که در تابع زیان خوشه‌بندی پیشنهادی ادغام شده است، برای ارزیابی تأثیر آن بر کارایی روش پیشنهادی بررسی می‌شود. نتایج در جدول‌های ۵ و ۶ ارائه شده است.

MNIST_TEST	۱۰۰۰۰	۷۸۴	۱۰
FASHION	۷۰۰۰۰	۷۸۴	۱۰
USPS	۹۲۹۸	۲۵۶	۱۰

۴-۳- معیار ارزیابی

در آزمایش‌ها انجام گرفته، از دو معیار دقت خوشه‌بندی و NMI^1 برای اندازه‌گیری کارایی الگوریتم‌ها استفاده می‌شود. استفاده توأمان از این دو معیار امکان ارزیابی دقیق‌تر و عادلانه‌تری از عملکرد الگوریتم‌ها را فراهم می‌کند. معیارهای مذکور در بهترین حالت، یک و در بدترین حالت صفر هستند. در آزمایش‌ها این معیارها به‌صورت درصد بیان شده‌اند.

دقت خوشه‌بندی: معیار دقت خوشه‌بندی، درصد نمونه‌هایی را اندازه‌گیری می‌کند که به‌درستی به خوشه متناظر با برچسب واقعی خود تخصیص یافته‌اند. این معیار برای مقایسه مستقیم خوشه‌ها با برچسب‌های واقعی، از نگاشت بهینه بین خوشه‌ها و کلاس‌ها استفاده می‌کند [۶۷-۷۰]. این معیار در رابطه ۱۲ نشان داده می‌شود.

$$ACC = \frac{\sum_{k=1}^K d_k}{N} \times 100 \quad (12)$$

در رابطه فوق d_k نشان‌دهنده تعداد نمونه‌هایی است که به‌درستی به خوشه K اختصاص داده شده است و N نشان دهنده تعداد کل نمونه‌ها در مجموعه داده است.

معیار NMI: NMI معیاری مبتنی بر تئوری اطلاعات است که میزان اطلاعات مشترک بین خوشه‌های تولیدشده و برچسب‌های واقعی را محاسبه می‌کند. این معیار مستقل از ترتیب یا نگاشت خوشه‌ها و کلاس‌ها است و مقدار آن بین ۰ (عدم وابستگی کامل) تا ۱ (هم‌پوشانی کامل) قرار می‌گیرد [۲۱، ۷۱، ۷۲]. این معیار در رابطه ۱۳ تعریف شده است.

$$NMI(R, Q) = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J p(i, j) \log \frac{p(i, j)}{p(i)p(j)}}{\sqrt{H(R)H(Q)}} \times 100 \quad (13)$$

در معادله فوق R و Q دو پارتیشن از مجموعه داده هستند. فرض می‌کنیم R و Q به ترتیب دارای خوشه‌های I و J باشند. $p(i)$ احتمال این است که یک نمونه تصادفی انتخاب‌شده از مجموعه داده‌ها، به خوشه‌ای R_i در پارتیشن R اختصاص داده شود. $p(i, j)$ احتمال اینکه یک نمونه هم به خوشه R_i در R و هم به خوشه Q_j در Q متعلق باشد را نشان می‌دهد. $H(R)$ آنترופی مرتبط با تمام احتمالات $p(i)$ در پارتیشن R را نشان می‌دهد.

¹ Normalized Mutual Information

۸۷.۱	۶۰.۰	۸۳.۳	-	SDKC
۹۸.۸	۶۴.۲	۹۸.۷	۹۸.۳	RDEIC-LFW-DSS
۵۵.۷	۵۱.۲	۵۷.۲	۶۷.۵	LSMVSC
۹۶.۴	۵۶.۳	۹۶.۱	۹۵.۰	JUL
۸۸.۱	۵۲.۹	۸۴.۶	۷۶.۱	IDEC
۹۸.۵	۶۲.۲	۹۸.۳	۹۸.۱	EDCWRN
۸۶.۲	-	-	۷۷.۰	DKMS
۹۶.۵	۳۹.۲	۹۶.۵	۹۶.۴	DERC
۷۹.۷	۵۴.۲	۸۵.۴	۵۶.۲	DEEP_CIUSTR
۹۶.۳	۶۰.۹	-	۷۷.۳ ۱	DECCAE
۸۶.۳	۵۱.۸	۸۵.۶	۷۶.۲	DEC
۹۸.۷	۵۹.۱	۹۸.۷	۹۸.۱	DCDYNAE
۹۶.۴	-	-	۷۴.۳	DBC
۸۰.۱	-	۸۰.۴	-	DAC
۹۸.۶	۵۸.۶	۹۸.۵	۹۸.۱	ADVDEC
۹۱.۵۶	-	-	۸۱.۱	RICCINET
۹۹.۱	۸۸.۱	۹۹	۹۹	روش پیشنهادی

جدول ۸- NMI روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های

خوشه‌بندی

روش	USP S	MNIST_T E	FASHIO N	MNIS T
VADE	۵۱.۲	۲۸.۷	۶۳.۰	۸۷.۶
SDKC	-	۷۷.۴	۶۲.۳	۷۸.۱
RDEIC-LFW-DSS	۹۵.۲	۹۶.۳	۶۸.۳	۹۶.۶
LSMVSC	۶۲.۱	۵۱.۶	۵۱.۹	۵۰.۳
JUL	۹۱.۳	۹۱.۳	۶۰.۸	۹۱.۳
IDEC	۷۸.۵	۸۰.۲	۵۵.۷	۸۶.۷
EDCWRN	۹۵.۰	۹۶.۲	۶۸.۰	۹۶.۲
DKMS	۷۸.۷	-	-	۸۰.۵
DERC	۹۲.۷	۹۱.۵	۳۹.۲	۹۱.۷
DEEP_CIUSTR	۵۴.۰	۷۱.۳	۵۱.۰	۶۶.۱
DECCAE	۸۰.۵ ۳	-	۶۶.۹	۹۰.۷
DEC	۷۶.۷	۸۳.۰	۵۴.۶	۸۳.۴

جدول ۵- تأثیر L_{SSC} معیار دقت

روش	MNIST	FASHION	MNIST_TEST	USPS
با استفاده از L_{SSC}	۹۹.۱	۸۸.۱	۹۹	۹۹
بدون استفاده از L_{SSC}	۹۶.۲	۸۲.۴	۹۵.۷	۹۵.۱

جدول ۶- تأثیر L_{SSC} معیار NMI

روش	MNIST	FASHION	MNIST_TEST	USPS
با استفاده از L_{SSC}	۹۷.۲	۸۱.۱	۹۶.۵	۹۷.۱
بدون استفاده از L_{SSC}	۹۳.۵	۷۶.۷	۹۳.۵	۹۳.۵

ادغام عبارت برچسب نیمه‌نظارتی در تابع خطا پیشنهادی، اثربخشی روش پیشنهادی را به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌دهد. این محدودیت باعث بهبود میانگین ۳ درصد در دقت خوشه‌بندی و ۴ درصد در اطلاعات متقابل نرمال‌شده (NMI) می‌شود. نتایج چشمگیری در دقت و NMI برای مجموعه داده‌هایی مانند FASHION ثبت شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهند که پس از L_{SSL} (آزمایش ۱)، تابع خطا L_{SSL} تأثیر مثبت بر نتایج دارد.

۴-۶- آزمایش ۳: روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های

خوشه‌بندی

در این تحقیق، کارایی روش پیشنهادی با روش‌های خوشه‌بندی عمیق بدون نظارت مقایسه شده است. نتایج کمی در جداول ۷ و ۸ ارائه شده‌اند. این جداول نشان می‌دهند که روش پیشنهادی به‌طور مداوم عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها در تمامی مجموعه‌داده‌ها دارد. به‌ویژه، معیارهای عملکرد روش پیشنهادی نسبت به روش‌های شناخته‌شده‌ای مانند RDEIC-LFW-DSS، EDCWRN، DCDYNAE و ADVDEC که به ترتیب پس از آن قرار می‌گیرند، برتری قابل‌توجهی دارند.

جدول ۷- دقت روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های

خوشه‌بندی

روش	USP S	MNIST_T E	FASHIO N	MNIS T
VADE	۵۶.۶	۲۸.۷	۵۷.۸	۹۴.۵

۸۴،۰۱	-	-	۷۵،۳ ۱	SC-DEC
۹۵،۰	۸۷،۰	-	-	AutoEmbedd er
۹۴،۲	۶۰،۸	-	۷۲،۱	DSCPS
	۶۳،۳	۹۰،۷	۹۱،۷	SDDC
۹۷،۸	۷۹،۱	-	۹۷،۴	CRDSSCPC
۹۷،۲	۸۱،۱	۹۶،۵	۹۷،۱	روش پیشنهادی

۹۶،۴	۶۴،۲	۹۶،۳	۹۴،۸	DCDYNAE
۹۱،۷	-	-	۷۲،۴	DBC
۷۸،۴	-	۷۸،۰	-	DAC
۹۶،۱	۶۶،۲	۹۵،۷	۹۴،۸	ADVDEC
۹۱،۲۴	-	-	۸۲،۱ ۰	RICCINET
۹۷،۲	۸۱،۱	۹۶،۵	۹۷،۱	روش پیشنهادی

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش نوآورانه برای خوشه‌بندی نیمه‌نظارتی مبتنی بر یادگیری عمیق ارائه شد که ترکیبی از معماری خودرمگذار مبتنی بر ResNet، محدودیت‌های زوجی نیمه‌نظارتی و یک تابع زیان ترکیبی چندمنظوره است. روش پیشنهادی با هدف بهره‌برداری از اطلاعات برچسب‌های محدود و ساختار نهفته داده‌ها طراحی شده و توانسته است عملکرد قابل توجهی در مقایسه با روش‌های پیشین ارائه دهد. ارزیابی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های متنوع، نشان‌دهنده کارایی و انعطاف‌پذیری بالای آن است. به‌ویژه، استفاده از توزیع هدف برای تنظیم شبه‌برچسب‌ها، نقش کلیدی در بهبود کیفیت خوشه‌بندی ایفا کرده است. همچنین، حفظ روابط محلی و سراسری در فضای تعبیه‌شده، منجر به تشکیل خوشه‌های معنادار و سازگار با ساختار داده‌ها شده است. روش پیشنهادی علاوه بر ارائه دقت بالا در مسائل خوشه‌بندی، پتانسیل زیادی برای کاربرد در حوزه‌های مختلف مانند تحلیل تصاویر، داده‌های پزشکی و پردازش زبان طبیعی دارد. با این حال، یکی از محدودیت‌های اصلی این روش، پیچیدگی محاسباتی آن در مجموعه داده‌های بسیار بزرگ است که می‌تواند در تحقیقات آینده مورد توجه قرار گیرد. در آینده، توسعه و بهینه‌سازی این مدل برای داده‌های حجیم و بررسی تأثیر استفاده از معماری‌های عمیق دیگر می‌تواند به بهبود عملکرد و گسترش دامنه کاربرد این روش منجر شود. همچنین، بررسی رویکردهای ترکیبی دیگر برای ادغام اطلاعات نظارتی و غیرنظارتی، افق‌های جدیدی را در زمینه خوشه‌بندی مبتنی بر یادگیری عمیق باز خواهد کرد. این مطالعه گامی مؤثر در جهت پیشرفت روش‌های خوشه‌بندی عمیق و نیمه‌نظارتی بوده و ابزار ارزشمندی برای تحلیل داده‌های پیچیده فراهم می‌کند.

۴-۷- آزمایش ۴: روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های

نیمه‌نظارت شده خوشه‌بندی

کارایی روش پیشنهادی با روش‌های نیمه‌نظارت شده خوشه‌بندی عمیق نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج ارائه‌شده در جداول ۹ و ۱۰ نشان می‌دهند که روش پیشنهادی معیارهای عملکردی بالاتر از تمامی روش‌های دیگر قرار دارد. در بین سایر روش‌ها، CRDSSCPC و ADC عملکرد قابل توجهی داشته‌اند، اما همچنان نسبت به روش پیشنهادی پایین‌تر هستند.

جدول ۹- دقت روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های

نیمه‌نظارت شده خوشه‌بندی عمیق

روش	USPS	MNIST_TE ST	FASHIO N	MNIS T
SSDEC	۷۶،۳ ۹	۸۶،۱	-	۸۶،۱۱
ADC	۹۸،۸ ۰	-	۸۸،۰	۹۹،۶
SC-DEC	۷۶،۶ ۲	-	-	۹۲،۱۱
AutoEmbedd er	-	-	۹۱،۹	۹۸،۴
DSCPS	۷۷،۳	-	۶۲،۳	۹۷،۹
SDDC	۹۶،۷	۹۶،۱	۶۲،۶	
CRDSSCPC	۹۹،۱		۸۵،۷	۹۹،۳
روش پیشنهادی	۹۹	۹۹	۸۸،۱	۹۹،۱

جدول ۱۰- روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های

نیمه‌نظارت شده خوشه‌بندی عمیق

روش	USPS	MNIST_TE ST	FASHIO N	MNIS T
SSDEC	۷۷،۶ ۸	۸۲،۹	-	۸۲،۸۹
ADC	۹۶،۵ ۰	-	۸۲	۹۸،۷

مراجع

- [15] J. C. Bezdek, "Objective function clustering," in *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*: Springer, 1981, pp. 43-93.
- [16] J. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, 1967, vol. 1, no. 14: Oakland, CA, USA, pp. 281-297.
- [17] A. Golzari Oskoue, M. A. Balafar, and C. Motamed, "EDCWRN: efficient deep clustering with the weight of representations and the help of neighbors," *Applied Intelligence*, 2022/07/05 2022, doi: 10.1007/s10489-022-03895-5.
- [18] A. Golzari Oskoue and M. Hashemzadeh, "CGFFCM: A color image segmentation method based on cluster-weight and feature-weight learning," *Software Impacts*, vol. 11, p. 100228, 2022/02/01/ 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.simpa.2022.100228>.
- [19] T. Qi, X. Feng, W. Wang, and X. Li, "Game theory based Bi-domainal deep subspace clustering," *Information Sciences*, vol. 617, pp. 150-164, 2022/12/01/ 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.10.067>.
- [20] C. Biswas, D. Ganguly, D. Roy, and U. Bhattacharya, "Weakly supervised deep metric learning on discrete metric spaces for privacy-preserved clustering," *Information Processing & Management*, vol. 60, no. 1, p. 103109, 2023/01/01/ 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103109>.
- [21] A. Golzari Oskoue, M. Hashemzadeh, B. Asheghi, and M. A. Balafar, "CGFFCM: Cluster-weight and Group-local Feature-weight learning in Fuzzy C-Means clustering algorithm for color image segmentation," *Applied Soft Computing*, vol. 113, p. 108005, 2021/12/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108005>.
- [22] A. Golzari Oskoue, M. A. Balafar, and C. Motamed, "FKMAWCW: Categorical fuzzy k-modes clustering with automated attribute-weight and cluster-weight learning," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 153, p. 111494, 2021/12/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2021.111494>.
- [23] S. Wold, K. Esbensen, and P. Geladi, "Principal component analysis," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 2, no. 1, pp. 37-52, 1987/08/01/ 1987, doi: [https://doi.org/10.1016/0169-7439\(87\)80084-9](https://doi.org/10.1016/0169-7439(87)80084-9).
- [24] C. Du, L. Tian, B. Chen, L. Zhang, W. Chen, and H. Liu, "Region-factorized recurrent attentional network with deep clustering for radar HRRP target recognition," *Signal Processing*, vol. 183, p. 108010, 2021/06/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2021.108010>.
- [25] S. Huang, Z. Kang, Z. Xu, and Q. Liu, "Robust deep k-means: An effective and simple method for data clustering," *Pattern Recognition*, vol. 117, p. 107996, 2021/09/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.107996>.
- [26] Z. Khan and J. Yang, "Bottom-up unsupervised image segmentation using FC-Dense u-net based deep representation clustering and multidimensional feature fusion based region merging," *Image and Vision Computing*, vol. 94, p. 103871, 2020/02/01/ 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2020.103871>.
- [27] Q. Zhou, W. a. Zhou, and S. Wang, "Cluster adaptation networks for unsupervised domain adaptation," *Image and Vision Computing*, vol. 108, p. 104137, 2021/04/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2021.104137>.
- [28] M. Asgari-Chenaghlu, M. R. Feizi-Derakhshi, L. Farzinavash, M. A. Balafar, and C. Motamed, "CWI: A multimodal deep learning approach for named entity recognition from social media using character, word and image features," *Neural Computing and Applications*, vol. 34, no. 3, pp. 1905-1922, 2022/02/01 2022, doi: 10.1007/s00521-021-06488-4.
- [29] C. Buizza et al., "Data Learning: Integrating Data Assimilation and Machine Learning," *Journal of Computational Science*, vol. 58, p. 101525, 2022/02/01/ 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2021.101525>.
- [30] J. Schmidhuber, "Deep learning in neural networks: An overview," *Neural Networks*, vol. 61, pp. 85-117, 2019/05/01/ 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.02.038>.
- [1] A. Golzari Oskoue, N. Samadi, and J. Tanha, "Feature-weight and cluster-weight learning in fuzzy c-means method for semi-supervised clusteringImage 1," *Applied Soft Computing*, vol. 161, p. 111712, 2024/08/01/ 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111712>.
- [2] S. Hu, G. Zou, C. Zhang, Z. Lou, R. Geng, and Y. Ye, "Joint contrastive triple-learning for deep multi-view clustering," *Information Processing & Management*, vol. 60, no. 3, p. 103284, 2023/05/01/ 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2023.103284>.
- [3] Y. Wang, J. Zou, K. Wang, C. Liu, and X. Yuan, "Semi-supervised deep embedded clustering with pairwise constraints and subset allocation," *Neural Networks*, vol. 164, pp. 310-322, 2023/07/01/ 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2023.04.016>.
- [4] A. Golzari Oskoue, N. Samadi, J. Tanha, A. Bouyer, and B. Arasteh, "Viewpoint-Based Collaborative Feature-Weighted Multi-View Intuitionistic Fuzzy Clustering Using Neighborhood Information," *Neurocomputing*, vol. 617, p. 128884, 2025/02/07/ 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.128884>.
- [5] A. G. Oskoue, N. Samadi, J. Tanha, and A. Bouyer, "SSFCM-FWCW: Semi-Supervised Fuzzy C-Means method based on Feature-Weight and Cluster-Weight learning," *Software Impacts*, vol. 21, p. 100678, 2024/09/01/ 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.simpa.2024.100678>.
- [6] M. A. Balafar, R. Hazratgholizadeh, and M. R. F. Derakhshi, "Active Learning for Constrained Document Clustering with Uncertainty Region," *Complexity*, vol. 2020, p. 3207306, 2020/05/20 2020, doi: 10.1155/2020/3207306.
- [7] K. Berahmand, E. Nasiri, R. Pir mohammadiani, and Y. Li, "Spectral clustering on protein-protein interaction networks via constructing affinity matrix using attributed graph embedding," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 138, p. 104933, 2021/11/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104933>.
- [8] C. Hu, T. Wu, S. Liu, C. Liu, T. Ma, and F. Yang, "Joint unsupervised contrastive learning and robust GMM for text clustering," *Information Processing & Management*, vol. 61, no. 1, p. 103529, 2024/01/01/ 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2023.103529>.
- [9] J.-H. Chang and Y.-C. Leung, "Dynamic image clustering from projected coordinates of deep similarity learning," *Neural Networks*, vol. 152, pp. 1-16, 2022/08/01/ 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2022.03.030>.
- [10] N. Mrabah, N. M. Khan, R. Ksantini, and Z. Lachiri, "Deep clustering with a dynamic autoencoder: From reconstruction towards centroids construction," *Neural Networks*, vol. 130, pp. 206-228, 2020.
- [11] A. Bouyer, H. A. Beni, A. G. Oskoue, A. Rouhi, B. Arasteh, and X. Liu, "Maximizing Influence in Social Networks Using Combined Local Features and Deep Learning-Based Node Embedding," *Big Data*, vol. 0, no. 0, p. null, doi: 10.1089/big.2023.0117.
- [12] K. Berahmand, A. Bouyer, and M. Vasighi, "Community Detection in Complex Networks by Detecting and Expanding Core Nodes Through Extended Local Similarity of Nodes," *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, vol. 5, no. 4, pp. 1021-1033, 2018, doi: 10.1109/TCSS.2018.2879494.
- [13] A. Golzari Oskoue, M. A. Balafar, and C. Motamed, "RDEIC-LFW-DSS: ResNet-based deep embedded image clustering using local feature weighting and dynamic sample selection mechanism," *Information Sciences*, vol. 646, p. 119374, 2023/10/01/ 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119374>.
- [14] M. Hashemzadeh, A. Golzari Oskoue, and N. Farajzadeh, "New fuzzy C-means clustering method based on feature-weight and cluster-weight learning," *Applied Soft Computing*, vol. 78, pp. 324-345, 2019/05/01/ 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.02.038>.

- [47] Z. Dang, C. Deng, X. Yang, and H. Huang, "Doubly Contrastive Deep Clustering," *arXiv preprint arXiv:2103.05484*, 2021.
- [48] R. sarhan, M. A. Balafar, M. R. Feizi Derakhshi, and A. Golzari Oskouei, "Image classification based on unsupervised adversarial transfer learning and preserving the inter-class and intra-class distance," *Advanced Signal Processing*, pp. -, 2024, doi: 10.22034/jasp.2024.59731.1241.
- [49] Z. Dang, C. Deng, X. Yang, K. Wei, and H. Huang, "Nearest neighbor matching for deep clustering," in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2021, pp. 13693-13702.
- [50] L. Sun et al., "Riccinet: Deep clustering via a riemannian generative model," in *Proceedings of the ACM on Web Conference 2024*, 2024, pp. 4071-4082.
- [51] N. Mrabah, M. Bouguessa, and R. Ksantini, "Adversarial deep embedded clustering: on a better trade-off between feature randomness and feature drift," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2020.
- [52] M. Moradi Fard, T. Thonet, and E. Gaussier, "Deep k-Means: Jointly clustering with k-Means and learning representations," *Pattern Recognition Letters*, vol. 138, pp. 185-192, 2020/10/01/ 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.07.028>.
- [53] F. Li, H. Qiao, and B. Zhang, "Discriminatively boosted image clustering with fully convolutional auto-encoders," *Pattern Recognition*, vol. 83, pp. 161-173, 2018/11/01/ 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.05.019>.
- [54] X. Xu, H. Hou, and S. Ding, "Semi-supervised deep density clustering," *Applied Soft Computing*, vol. 148, p. 110903, 2023/11/01/ 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110903>.
- [55] B. Sun, P. Zhou, L. Du, and X. Li, "Active deep image clustering," *Knowledge-Based Systems*, vol. 252, p. 109346, 2022/09/27/ 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.109346>.
- [56] K. Ghasedi Dizaji, A. Herandi, C. Deng, W. Cai, and H. Huang, "Deep clustering via joint convolutional autoencoder embedding and relative entropy minimization," in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017, pp. 5736-5745.
- [57] M. Caron, P. Bojanowski, A. Joulin, and M. Douze, "Deep clustering for unsupervised learning of visual features," in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018, pp. 132-149.
- [58] J. Yang, D. Parikh, and D. Batra, "Joint unsupervised learning of deep representations and image clusters," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 5147-5156.
- [59] D. Huang, J. Hu, T. Li, S. Du, and H. Chen, "Consistency regularization for deep semi-supervised clustering with pairwise constraints," *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 13, no. 11, pp. 3359-3372, 2022/11/01 2022, doi: 10.1007/s13042-022-01599-3.
- [60] Z. Jiang, Y. Zheng, H. Tan, B. Tang, and H. Zhou, "Variational deep embedding: An unsupervised and generative approach to clustering," *arXiv preprint arXiv:1611.05148*, 2016.
- [61] B. Diallo, J. Hu, T. Li, G. A. Khan, X. Liang, and Y. Zhao, "Deep embedding clustering based on contractive autoencoder," *Neurocomputing*, vol. 433, pp. 96-107, 2021/04/14/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.12.094>.
- [62] J. Xie, R. Girshick, and A. Farhadi, "Unsupervised deep embedding for clustering analysis," in *International conference on machine learning*, 2016: PMLR, pp. 478-487.
- [63] N. Mrabah, N. M. Khan, R. Ksantini, and Z. Lachiri, "Deep clustering with a dynamic autoencoder," *arXiv preprint arXiv:1901.07752*, 2019.
- [64] T. Zhang, P. Ji, M. Harandi, R. Hartley, and I. Reid, "Scalable deep k-subspace clustering," in *Asian Conference on Computer Vision*, 2018: Springer, pp. 466-481.
- [65] Z. Kang, W. Zhou, Z. Zhao, J. Shao, M. Han, and Z. Xu, "Large-scale multi-view subspace clustering in linear time," 2015/01/01/ 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>.
- [31] M. Aria, E. Nourani, and A. Golzari Oskouei, "ADA-COVID: Adversarial Deep Domain Adaptation-Based Diagnosis of COVID-19 from Lung CT Scans Using Triplet Embeddings," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2022, p. 2564022, 2022/02/08 2022, doi: 10.1155/2022/2564022.
- [32] W. Hu, C. Chen, F. Ye, Z. Zheng, and Y. Du, "Learning deep discriminative representations with pseudo supervision for image clustering," *Information Sciences*, vol. 568, pp. 199-215, 2021/08/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.03.066>.
- [33] J. R. Hershey, Z. Chen, J. L. Roux, and S. Watanabe, "Deep clustering: Discriminative embeddings for segmentation and separation," in *2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 20-25 March 2016 2016, pp. 31-35, doi: 10.1109/ICASSP.2016.7471631.
- [34] M. Xie, Z. Ye, G. Pan, and X. Liu, "Incomplete multi-view subspace clustering with adaptive instance-sample mapping and deep feature fusion," *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 8, pp. 5584-5597, 2021.
- [35] J. Xu, Y. Ren, G. Li, L. Pan, C. Zhu, and Z. Xu, "Deep embedded multi-view clustering with collaborative training," *Information Sciences*, vol. 573, pp. 279-290, 2021/09/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.12.073>.
- [36] D. Das, R. Ghosh, and B. Bhowmick, "Deep Representation Learning Characterized by Inter-Class Separation for Image Clustering," in *2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 7-11 Jan. 2019 2019, pp. 628-637, doi: 10.1109/WACV.2019.00072.
- [37] Y. Ren, K. Hu, X. Dai, L. Pan, S. C. H. Hoi, and Z. Xu, "Semi-supervised deep embedded clustering," *Neurocomputing*, vol. 325, pp. 121-130, 2019/01/24/ 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.10.016>.
- [38] J. Tanha, N. Samadi, Y. Abdi, and N. Razzaghi-Asl, "CPSSDS: conformal prediction for semi-supervised classification on data streams," *Information Sciences*, vol. 584, pp. 212-234, 2022.
- [39] M. S. AlZuhair, M. M. Ben Ismail, and O. Bchir, "Soft Semi-Supervised Deep Learning-Based Clustering," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 17, p. 9673, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/17/9673>.
- [40] A. Q. Ohi, M. F. Mridha, F. B. Safir, M. A. Hamid, and M. M. Monowar, "AutoEmbedder: A semi-supervised DNN embedding system for clustering," *Knowledge-Based Systems*, vol. 204, p. 106190, 2020/09/27/ 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106190>.
- [41] X. Qin, C. Yuan, J. Jiang, and L. Chen, "Deep semi-supervised clustering based on pairwise constraints and sample similarity," *Pattern Recognition Letters*, vol. 178, pp. 1-6, 2024/02/01/ 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2023.12.010>.
- [42] D. Erhan, A. Courville, Y. Bengio, and P. Vincent, "Why does unsupervised pre-training help deep learning?," in *Proceedings of the thirteenth international conference on artificial intelligence and statistics*, 2010: JMLR Workshop and Conference Proceedings, pp. 201-208.
- [43] B. Yang, X. Fu, N. D. Sidiropoulos, and M. Hong, "Towards k-means-friendly spaces: Simultaneous deep learning and clustering," in *international conference on machine learning*, 2017: PMLR, pp. 3861-3870.
- [44] P. Huang, Y. Huang, W. Wang, and L. Wang, "Deep embedding network for clustering," in *2014 22nd International conference on pattern recognition*, 2014: IEEE, pp. 1532-1537.
- [45] X. Guo, L. Gao, X. Liu, and J. Yin, "Improved Deep Embedded Clustering with Local Structure Preservation," in *Ijcai*, 2017, pp. 1753-1759.
- [46] D. Chen, J. Lv, and Y. Zhang, "Unsupervised multi-manifold clustering by learning deep representation," in *Workshops at the thirty-first AAAI conference on artificial intelligence*, 2017.

- [69] M. Aria, E. Nourani, and A. Golzari Oskouei, "ADA-COVID: Adversarial Deep Domain Adaptation-Based Diagnosis of COVID-19 from Lung CT Scans Using Triplet Embeddings," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2022, no. 1, p. 2564022, 2022, doi: <https://doi.org/10.1155/2022/2564022>.
- [70] K. Berahmand, F. Daneshfar, M. Dorosti, and M. J. Aghajani, "An Improved Deep Text Clustering via Local Manifold of an Autoencoder Embedding," 2022.
- [71] A. Strehl and J. Ghosh, "Cluster ensembles---a knowledge reuse framework for combining multiple partitions," *Journal of machine learning research*, vol. 3, no. Dec, pp. 583-617, 2002.
- [72] T. Akan, A. G. Oskouei, S. Alp, and M. A. N. Bhuiyan, "Brain magnetic resonance image (MRI) segmentation using multimodal optimization," *Multimedia Tools and Applications*, 2024/07/02 2024, doi: 10.1007/s11042-024-19725-4.
- [66] P. Zhou, Y. Hou, and J. Feng, "Deep adversarial subspace clustering," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018, pp. 1596-1604.
- [67] A. Golzari Oskouei, N. Abdolmaleki, A. Bouyer, B. Arasteh, and K. Shirini, "Efficient superpixel-based brain MRI segmentation using multi-scale morphological gradient reconstruction and quantum clustering," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 100, p. 107063, 2025/02/01/ 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2024.107063>.
- [68] A. G. Oskouei, M. A. Balafar, and T. Akan, "A Brain MRI Segmentation Method Using Feature Weighting and a Combination of Efficient Visual Features," in *Applied Computer Vision and Soft Computing with Interpretable AI: Chapman and Hall/CRC*, 2024, pp. 15-34.