استفاده از ارتباطات بین برچسب‌ها در ایجاد زنجیره رده‌بندها برای بهبود رده‌بندی چندبرچسبی

خلیل غفوری‌پور[۱]، دانشجوی کارشناسی ارشد؛ زهرا میرزامؤمن[۲]، استادیار

۱- دانشکده مهندسی کامپیوتر - دانشگاه تربیت دبیر شهیدرجایی - تهران - ایران – ghafoori_khalil@yahoo.com
۲- دانشکده مهندسی کامپیوتر - دانشگاه تربیت دبیر شهیدرجایی - تهران - ایران – mirzamomen@sru.ac.ir

چکیده: در این مقاله، با فرض وجود ارتباطات معنادار بین برچسب‌ها در مسائل چندبرچسبی، دو روش جدید برای بهبود روش پایه زنجیره رده‌بندها (CC) در رده‌بندی چندبرچسبی پیشنهاد شده است. در این مقاله، برای اولین‌بار از قوانین انجمنی برای تعیین ترتیب رده‌بندها در روش CC استفاده شده است. در روش‌های پیشنهادی این مقاله، ابتدا از قوانین انجمنی برای مدل‌سازی ارتباطات بین برچسب‌ها استفاده می‌شود و سپس با استفاده از قوانین انجمنی استخراج‌شده، یک گراف ارتباط ساخته می‌شود و درنهایت، این گراف مبنای تعیین ترتیب زنجیره رده‌بندها قرار می‌گیرد. از آن‌جا که در مسائل واقعی چندبرچسبی مانند رده‌بندی متون، تصاویر و کاربردهای پزشکی ارتباطات معناداری بین برچسب‌ها وجود دارد، روش‌های پیشنهادی به بهبود رده‌بندی در این حوزه‌ها منجر خواهد شد. آزمایش‌های تجربی گسترده انجام‌شده روی مجموعه داده‌های استاندارد و رایج در حوزه رده‌بندی چندبرچسبی نشان می‌دهند، استفاده از ارتباطات بین برچسب‌ها در ساخت زنجیره رده‌بندها باعث بهبود معیارهای مهم ارزیابی در رده‌بندی مبتنی بر زنجیره رده‌بندها می‌شود.

واژه‌های کلیدی: رده‌بندی چندبرچسبی، ارتباط بین برچسب‌ها، قوانین انجمنی، زنجیره رده‌بندها.

To Use the Relationships between Class Labels in Creating Classifier Chains to Improve Multi-label Classification

K. Ghafouri pour, MSc Student[1]; Z. Mirzamomen, Assistant Professor [2]

1- School of Computer Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran, Email: ghafoori_khalil@yahoo.com
2- Faculty of Computer Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran, Email: mirzamomen@sru.ac.ir

Abstract: In this paper, we have supposed that there is meaningful relationships between the class labels in the multi-label classification problems and based on it, we have proposed two novel methods to improve the base classifier chains (CC) method for multilabel classification. In this paper, association rules are employed to determine the order of classifiers in the CC method for the first time. In the proposed methods, association rule mining is first employed to model the relationships between the class labels and then, an association graph is built based on the extracted rules and finally, the classifier chains is built based on the obtained graph. As there is meaningful relationships between the class labels in the real multi-label problems such as classifying the images and texts and medical applications, the proposed methods will improve the classification results in such contexts. Extensive experimental evaluations conducted on the benchmark datasets in the multi-label classification context show that to use the associations between the labels in constructing the classifier chains improves the results obtained by the main evaluation measures.

Keywords: Multi-label classification, relationship between labels, association rules, classifier chains.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۹/۱۴
تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۱۱/۱۲، ۱۳۹۵/۱۲/۱۸ و ۱۳۹۵/۱۲/۲۳
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۶/۲۹
نام نویسنده مسئول: زهرا میرزامومن
نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی - دانشکده مهندسی کامپیوتر.

۱- مقدمه

رده‌بندی یکی از وظایف مهم یادگیری ماشین است که کاربردهای فراوانی دارد [۲،۱]. رده‌بندی چندبرچسبی، نوعی مسئله رده‌بندی است که در آن هر نمونه می‌تواند هم‌زمان متعلق به بیش از یک کلاس باشد. این درحالی‌است‌که در رده‌بندی چندکلاسه، هر نمونه تنها متعلق به یکی از کلاس‌های مسئله است. بسیاری از مسائل جهان امروز به‌گونه‌ای هستند که در قالب رده‌بندی تک‌برچسبی قرارنمی‌گیرند، زیرا نمونه‌ها بیش از یک برچسب دارند. رده‌بندی کردن متون، یادداشت‌گذاری روی تصاویر و ویدئوها و تشخیص بیماری‌ها همه از کاربردهای رده‌بندی چندبرچسبی است [۳]. به‌عنوان کاربردی دیگر از این مسئله در حوزه وب‌کاوی، می‌توان به رده‌بندی موضوعی صفحات وب اشاره کرد.

در مسائل واقعی چندبرچسبی، ارتباط و همبستگی بین برچسب‌ها معمولاً به‌نحو چشمگیری وجود دارد. برای‌مثال در حوزه پزشکی، بیماری‌های بسیاری دارای نشانه‌ها و عوارض مشترک هستند و بنابراین برای تشخیص بیماری یک فرد بر اساس عوارض و مشاهدات انجام‌شده، چندین برچسب قابل‌تصور است. هم‌چنین برای رده‌بندی موضوعی متون و رسانه‌های تصویری، می‌توان از جنبه‌ها و دیدگاه‌های مختلف، برچسب‌های مرتبط ولی متفاوت از هم را به یک متن، تصویر یا ویدیو نسبت داد.

بنابراین چنان‌چه ارتباطات بین برچسب‌ها به طرز مناسبی مدل شود، می‌تواند نقش بسزایی در بهبود رده‌بندی چندبرچسبی در مراحل یادگیری و رده‌بندی ایفا کند.

روش‌های ارائه‌شده در حوزه رده‌بندی چندبرچسبی را می‌توان به دو دسته کلی تقسیم کرد: روش‌هایی که وجود هرگونه ارتباط بین برچسب‌ها را نادیده می‌گیرند و روش‌هایی که به نحوی سعی می‌کنند از این ارتباطات استفاده کنند. ازسوی‌دیگر، دو رویکرد عمده انتقال مسئله و الگوریتم‌های تطبیقی در روش‌های ارائه‌شده در این حوزه قابل تشخیص است [۳،۴]. الگوریتم‌های مبتنی بر رویکرد انتقال مسئله را می‌توان به سه زیردسته انتقال به مسئله رده‌بندی دودویی، انتقال به مسئله رتبه‌بندی برچسب‌ها و انتقال به مسئله رده‌بندی چندکلاسه تقسیم کرد [۴].

در رویکرد انتقال مسئله، مسئله L برچسبی به L مسئله تک‌برچسبی تبدیل می‌شود و هر یک از این مسائل توسط رده‌بندی مجزا حل می‌شود. درحالی‌که در رویکرد الگوریتم‌های تطبیقی، الگوریتم‌های رده‌بندی تک‌برچسبی به حوزه چندبرچسبی گسترش یافته و توسعه می‌یابند [۴].

از جمله اولین روش‌های ارائه‌شده مبتنی بر رویکرد اول، روش BR[۱] است که در آن به ازای هر برچسب در فضای برچسب‌ها، یک رده‌بند درنظر گرفته‌می‌شود، به‌نحوی‌که هر رده‌بند مسئول تشخیص نمونه‌های یک برچسب از بین سایر نمونه‌ها است. از آن‌جاکه در این روش ارتباط بین برچسب‌ها درنظر گرفته نمی‌شود، روش دیگری به نام زنجیره رده‌بندها یا CC[۲] [۳] پیشنهاد شده است. در روش CC، ارتباط بین برچسب‌ها بدین‌طریق مورداستفاده قرارمی‌گیرد که یک زنجیره (ترتیب) از رده‌بندها درنظر گرفته می‌شود و بر اساس آن (هم در مرحله آموزش و هم در مرحله رده‌بندی) خروجی رده‌بند اول به فضای ویژگی رده‌بند دوم اضافه‌می‌گردد. این روند برای سایر رده‌بندها نیز ادامه می‌یابد. این روش از جمله روش‌های موفق در رده‌بندی چندبرچسبی است، ولی از چالش‌های مهم آن، یافتن ترتیب مناسب برای زنجیره رده‌بندها است که نقش عمده‌ای در عملکرد این روش رده‌بندی دارد.

در کارهای انجام‌شده گذشته روش‌هایی برای پاسخ به چالش تعیین ترتیب مناسب برای زنجیره رده‌بندها پیشنهاد شده است که در بخش ۲ به‌اختصار معرفی شده‌اند. همچنین، در بخش بزرگی از کارهای انجام‌شده در این حوزه که تحت عنوان رده‌بندی چندبرچسبی سلسله مراتبی[۳] شناخته شده است، فرض براین‌است که سلسله مراتب ارتباطات بین برچسب‌ها در مسئله به‌صورت درخت یا گراف از ابتدا موجود است و می‌تواند مبنای تعیین ترتیب مناسب برای زنجیره رده‌بندها قرار گیرد [۵].

در این مقاله، دو روش جدید برای تعیین ترتیب مناسب برای زنجیره رده‌بندها برای مسائلی که ارتباطات بین برچسب‌ها از ابتدا مشخص نیست، پیشنهاد شده است. بااینکه در کارهای گذشته، از قوانین انجمنی در رده‌بندی چندبرچسبی به شکل‌های مختلف استفاده شده است (رجوع کنید به پاراگراف آخر بخش ۲) ولی تابحال ایده‌ای برای استفاده از قوانین انجمنی برای تعیین ترتیب مناسب برای زنجیره رده‌بندها مطرح نشده‌است. در روش‌های پیشنهادی، ابتدا به‌منظور مدل‌سازی ارتباطات بین برچسب‌ها از کاوش قوانین انجمنی [۶،۷] استفاده شده است و سپس برمبنای قوانین انجمنی استخراج‌شده، گرافی که نشان‌دهنده ارتباط بین برچسب‌ها است، ساخته شده است. درنهایت، این گراف مبنای تعیین ترتیب برچسب‌ها در زنجیره رده‌بندها قرارگرفته است.

به‌طورخلاصه، نوآوری ما در این مقاله، پیشنهاد روش‌هایی برای تعیین ترتیب زنجیره رده‌بندها مبتنی بر قوانین انجمنی استخراج‌شده از برچسب‌ها است. به‌عبارت‌دیگر، در این مقاله ترتیب زنجیره رده‌بندها در روش CC از حالت تصادفی خارج گردیده و ارتباط بین برچسب‌ها با استفاده از قوانین انجمنی مثبت، منفی و ترکیبی موجود بین برچسب‌ها، به‌صورت یک گراف مدل شده است. درواقع بین قوانین استخراج‌شده و گراف ارتباطات برچسب‌ها نگاشت به‌وجود آمده‌است.

در این مقاله، برای نگاشت قوانین انجمنی بین برچسب‌ها به گراف ارتباط، دو روش پیشنهاد داده‌شده و هر دو مورد ارزیابی قرارگرفته است و درنهایت، با استفاده از گراف ارتباط، ترتیب زنجیره رده‌بندها تعیین شده است. ازآن‌جا که در این مقاله از گراف (به‌جای درخت) برای مدل‌سازی ارتباط بین برچسب‌ها استفاده شده است، زنجیره رده‌بندها به‌شکل یک توالی پی‌درپی از تک‌برچسب‌ها نیست و بنابراین

در هر مرحله، فضای ویژگی یک رده‌بند ممکن است به‌وسیله خروجی چند رده‌بند تکمیل گردد.

در ادامه مقاله به‌صورت زیر سازماندهی شده است: در بخش ۲ کارهای مرتبط بررسی شده است. در بخش ۳ روش پیشنهادی به‌صورت مفصل معرفی شده است. در بخش ۴، پس از ذکر شرایط آزمایش، مجموعه داده‌ها و معیارهای ارزیابی مورداستفاده، نتایج ارزیابی‌های انجام‌شده گزارش و تحلیل شده است. درپایان، بخش ۵ به نتیجه‌گیری و پیشنهادهایی برای تحقیقات آینده اختصاص داده شده است.

۲- کارهای مرتبط

در این بخش پژوهش‌های پیشین و روش‌های مطرح ارائه‌شده برای حل مسائل چندبرچسبی را مرور کرده‌ایم.

همان‌طور که در مقدمه آمده‌است، در روش مبتنی بر انتقال مسئله BR، مسئله رده‌بندی L برچسبی به L مسئله رده‌بندی تک‌برچسبی تبدیل می‌شود و هر یک از مسائل بوجودآمده مستقل از دیگری حل می‌شود [۳] بنابراین از ارتباطات موجود بین برچسب‌ها چشم‌پوشی می‌شود. در این روش ممکن است برای یک نمونه جدید، مجموعه تهی پیش‌بینی شود. در روش CC، با فرض وجود یک ارتباط ثابت بین برچسب‌ها، یک زنجیره از رده‌بندها به‌صورت تصادفی ایجادمی‌شود [۳] و با توجه به نحوه استفاده از این زنجیره، هر برچسب بر روی برچسب‌های بعدی خود در زنجیره تاثیرمی‌گذارد. این امر باعث می‌شود که در فاز رده‌بندی، پیش‌بینی‌های درست رده‌بندهای ابتدایی زنجیره، به انجام پیش‌بینی‌های درست در رده‌بندهای بعدی کمک کند و ازسوی‌دیگر، اشتباه رده‌بندهای اول در کل زنجیره گسترش یابد. بنابراین در این روش، ترتیب رده‌بندها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در ECC[۴] [۸] چندین رده‌بند CC در یک رده‌بند جمعی قرار داده می‌شوند، به‌نحوی‌که ترتیب زنجیره رده‌بندها در هر یک از آن‌ها با دیگری متفاوت است.

در روش جفت‌جفت (PW[۵]) به ازای هر دو برچسب، یک رده‌بند ایجاد می‌شود تا یکی از این دو برچسب را برای هر نمونه پیش‌بینی کند. بنابراین در این روش از پیش‌بینی شدن مجموعه برچسب تهی برای نمونه‌های آزمون اجتناب می‌شود. بااین‌حال، زیادشدن تعداد رده‌بندها از چالش‌های این روش محسوب می‌شود [۴].

در [۱۳] روش مجموعه کامل برچسب (LP[۶]) پیشنهاد شده است که در آن، مجموعه برچسب‌های هر نمونه به‌عنوان یک برچسب مجزا در یک مسئله جدید درنظر گرفته‌می‌شود و مسئله به‌صورت تک‌برچسبی درمی‌آید. بنابراین، رده‌بند حاصل از این روش، قادر به پیش‌بینی ترکیب‌هایی از برچسب‌ها که در مرحله آموزش مشاهده نشده‌اند، نیست. ازسوی‌دیگر، با توجه به این‌که ممکن است تعداد مجموعه‌های مجزای برچسب‌ها زیاد شود، برای اجتناب از پیچیدگی‌های محاسباتی مدل LP، از مجموعه نمونه‌های هرس‌شده استفاده می‌شود که در [۱۴] PS[۷] نامیده شده است و در آن، تنها مجموعه برچسب‌های با طول حداقل c درنظر گرفته‌می‌شوند.

در [۱۵] با گسترش ایده اصلی روش نزدیک‌ترین همسایگی KNN، الگوریتم تطبیقی MLkNN[۸] برای حل مسائل چندبرچسبی ارائه شده است که در آن، برچسب‌گذاری هر نمونه جدید بر اساس احتمالات تعلق به کلاس‌های مختلف، مستخرج از k نزدیک‌ترین همسایه آن، انجام می‌شود. درخت تصمیم ازجمله روش‌های مهم در رده‌بندی تک‌برچسبی است که در [۱۶] برای چندبرچسبی توسعه داده شده است و بدین‌منظور، روابط محاسبه بهره اطلاعاتی در گره‌های داخلی درخت و رده‌بندی نمونه آزمون بر اساس یک حد آستانه در برگ‌ها تغییریافته و گسترش یافته‌اند.

در [۱۷] روشی برای رده‌بندی چندبرچسبی بر اساس یادگیری عمیق و ماشین بولتزمن ارائه شده است که در آن رویکرد کاهش ابعاد مسئله و پیش‌بینی‌کننده برچسب‌ها در لایه آخر درنظر گرفته شده است. روش پیشنهادی در [۱۸] به‌ازای هر برچسب یک پرسپترون را آموزش می‌دهد و برای این‌که ارتباط بین برچسب‌ها درنظر گرفته‌شود، پرسپترون‌ها با یکدیگر آموزش داده می‌شوند. [۱۹] به‌صورت تصادفی k برچسب را با جایگشت یا بدون جایگشت انتخاب‌کرده و با ترکیب‌های مختلف از آن‌ها، به روش LP به حل مسئله می‌پردازد.

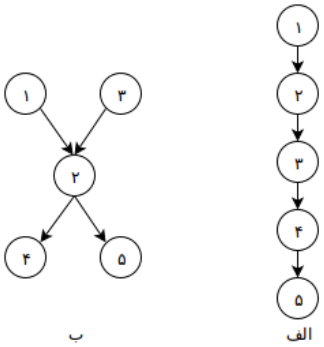
در تحقیقات گذشته روش‌هایی برای غیر تصادفی کردن ترتیب رده‌بندها در زنجیره CC پیشنهاد شده است. در روش BCC[۹] [۹،۱۰] زنجیره رده‌بندها مبتنی بر شبکه‌های بیزین شکل‌می‌گیرند. BCC ارتباط بین برچسب‌ها را به‌صورت یک گراف درنظرمی‌گیرد که ساده‌ترین آن TNBCC[۱۰] یا درخت ارتباط است. در [۱۱] روش CT[۱۱] (روش داربستی) به‌عنوان روشی ابتکاری برای ساختن ترتیب رده‌بندها پیشنهاد شده است. در این روش از یک برچسب تصادفی شروع کرده و با توجه به اطلاعات متقابل آن با سایر برچسب‌ها، سمت چپ و پایین ساختار داربستی را می‌سازد. این روند تا پایان یافتن برچسب‌ها ادامه می‌یابد. در این ساختار هر برچسب با برچسب پایین و چپ خود در ارتباط است. در نسخه دیگری از این روش هر برچسب با سه برچسب در ارتباط است. برچسب سوم در سر دیگر قطر داربست قرار دارد. در [۱۲] با استفاده از روش BR دقت تک‌برچسبی‌ها سنجیده شده و به ترتیب نزولی دقت، زنجیره ساخته می‌شود. [۲۰] برای ساخت زنجیره رده‌بندها از شبکه‌های بیزین به‌صورت مؤثرتری استفاده کرده تا در برخورد با انتساب برچسب ناقص[۱۲] مناسب باشد.

در [۲۱] روشی برای بهبود رده‌بندهای چندبرچسبی با استفاده از قوانین انجمنی از طریق کاهش تعداد برچسب‌ها ارائه شده است. در [۲۲] روشی برای اصلاح برچسب‌های پیش‌بینی‌نشده توسط رده‌بند بر اساس قوانین انجمنی استخراج‌شده از برچسب‌ها ارائه شده است و با توجه به این‌که تعداد قوانین استخراج‌شده در این روش زیاد بوده است، از روشی ابتکاری بر اساس یک حد آستانه و مقایسه قوانین برای جداسازی قوانین انجمنی باکیفیت استفاده شده است. در [۲۳] از

قوانین انجمنی برای استخراج قانون تصمیم (Decision rule) استفاده شده است که این قوانین مستقیماً برای تعیین برچسب نمونه‌های جدید استفاده شده‌اند. در [۲۴] روشی برای تبدیل یک مجموعه‌داده چندبرچسبی به یک مجموعه‌داده تک‌برچسبی با استفاده از قوانین انجمنی پیشنهاد شده است و سپس دو الگوریتم کلاس‌بندی فازی مبتنی بر نزدیک‌ترین همسایگی برای اعمال روی مجموعه‌داده حاصل ارائه شده است. در [۲۵] روشی پس‌پردازشی مبتنی بر ترکیب استفاده از قوانین انجمنی و آنتولوژی کلاس‌ها برای اصلاح پیش‌بینی‌های رده‌بندها پیشنهاد شده است و ادعا شده است که این روش، برای اصلاح برچسب‌های مربوط به کلاس‌های کوچک مجموعه‌داده نیز مؤثر خواهد بود. همچنین، ما قبلاً در [۲۶] روشی پس‌پردازشی برای اصلاح برچسب‌های پیش‌بینی‌نشده و اشتباه پیش‌بینی‌شده با استفاده از قوانین انجمنی ترکیبی پیشنهاد کرده‌ایم.

۳- روش پیشنهادی

همان‌طورکه در بخش‌های قبل بیان شد، چالش عمده در روش CC، تعیین ترتیب مناسب برچسب‌ها در زنجیره رده‌بندها است. به‌طور کلی روش‌های ارائه‌شده برای ساخت ترتیب زنجیره، در دو دسته کلی قرار می‌گیرند [۸]. در دسته اول که ساده‌تر است، ترتیب به‌شکل یک درخت نگاشت می‌شود. یعنی در هر مرحله، هر برچسب در هر جای این زنجیره که قرار داشته‌باشد، نتیجه را فقط از یک برچسب پدر دریافت و به فضای ویژگی خود اضافه‌می‌کند. در دسته دوم، این نگاشت به‌صورت گراف است و بنابراین، از حالت درخت عمومی‌تر است. یعنی در هر مرحله بسته به شکل گراف، ممکن است نتیجه یک یا چند رده‌بند، به فضای ویژگی برچسب بعدی اضافه شود. شکل۱-الف یک مثال از درخت زنجیره و۱-ب یک مثال از گراف زنجیره نشان‌می‌دهد.



شکل ۱: درخت و گراف ترتیب زنجیره

در حالت الف، فضای ویژگی برای رده‌بند برچسب ۲، از فضای ویژگی اولیه مسئله به‌اضافه خروجی رده‌بند برچسب ۱ تشکیل شده است، ولی در حالت ب، فضای ویژگی برای رده‌بند برچسب ۲ از فضای ویژگی اولیه مسئله به‌اضافه خروجی رده‌بندهای برچسب‌های ۱ و ۳ تشکیل شده است. برای ساخت ترتیب زنجیره رده‌بندها تاکنون روش‌های متعددی ارائه‌شده که نشان از اهمیت و توجه به این روش است [۱۲-۸].

در این پژوهش، دو روش برای ساخت ترتیب زنجیره بر اساس قوانین انجمنی پیشنهاد شده است که ما آن‌ها را زنجیره رده‌بندهای قوانین انجمنی یا ARCC[۱۳] شماره ۱ و ۲ نامیده‌ایم. قابل‌ذکر است که در روش CC، ترتیب زنجیره به‌صورت تصادفی ایجادمی‌شود و روش‌های پیشنهادی این ترتیب را از حالت تصادفی خارج‌می‌کنند. روش CC زنجیره رده‌بندها را به‌شکل درخت و روش‌های پیشنهادی ما زنجیره رده‌بندها را به‌شکل گراف می‌سازند.

در بخش‌های ۳-۱ و ۳-۲ روش‌های پیشنهادی ارائه شده‌اند. در روش اول (ARCC۱)، ترتیب صعودی تعداد تکرار هر برچسب در سمت تالی قوانین انجمنی به‌عنوان ملاک تعیین برچسب‌های آغازکننده گراف ارتباط پیشنهاد شده است و در روش دوم (ARCC۲)، ترتیب نزولی صحت تک‌برچسب‌ها بدین‌منظور پیشنهاد شده است. سپس در هر دو روش، از قوانین انجمنی استخراج شده از ارتباطات بین برچسب‌ها برای تکمیل گراف ارتباط استفاده می‌شود.

۳-۱- روش اول: ARCC۱

در این روش، ابتدا برچسب‌ها بر اساس فراوانی‌شان در سمت تالی همه قوانین انجمنی استخراج‌شده، مرتب می‌شوند. هر چه فراوانی یک برچسب در سمت تالی قوانین کمتر باشد، به‌این‌معنی است که این برچسب، اثرپذیری کمتری از دیگر برچسب‌ها دارد. اگر این فراوانی برای یک برچسب صفر باشد، به‌این‌معنی است که با توجه به شرایط استخراج قوانین انجمنی، از هیچ برچسبی نمی‌توان وجود/عدم وجود آن را برای یک نمونه نتیجه گرفت. بنابراین انتظار می‌رود این‌گونه برچسب‌ها، برای شروع ترتیب زنجیره مناسب باشند.

به‌این‌ترتیب، در روش پیشنهادی ARCC1 اولین لایه زنجیره با برچسب‌های دارای کمترین فراوانی در سمت تالی قوانین ساخته می‌شود. سپس زنجیره بر اساس اینکه برچسب‌های لایه اول روی کدام برچسب‌های دیگر اثرمی‌گذارند (ازطریق ظاهرشدن در سمت مقدم یک قانون) تکمیل می‌شود. برای ساخت ادامه زنجیره، همین روال تکرار می‌شود. الگوریتم ۱ نحوه کار روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

۳-۱-۱- تشریح الگوریتم

ورودی الگوریتم ۱، یک مجموعه‌داده چندبرچسبی است و خروجی آن، یک آرایه به‌اندازه تعداد برچسب‌ها است که مقدار عنصر i ام آن، مجموعه‌ای است که اعضای آن، گره‌های پدر برچسب i در گراف ارتباط هستند و حداکثر اندازه آن، یکی کمتر از تعداد برچسب‌های مسئله است (چون یک گره نمی‌تواند پدر خودش در گراف ارتباط باشد). درواقع در الگوریتم پیشنهادی، با استفاده از یک آرایه از مجموعه‌ها، گراف زنجیره رده‌بند نمایش داده‌شده است. برای مثال، آرایه متناظر با گراف شکل ۱- ب به‌شکل زیر خواهد بود:

ARChain_out = [{},{۱,۳},{},{۲},{۲}]

که در آن، عناصر اول و سوم آرایه، آرایه‌هایی تهی هستند، به این معنی که گره‌های متناظر با برچسب‌های اول و سوم در گراف، بدون والد هستند و هیچ یال ورودی ندارند. عنصر دوم آرایه، برابر مجموعه {۱،۳} است که بدین‌معنی‌است که گره متناظر با برچسب دوم در گراف خروجی، فرزند گره متناظر با برچسب اول و همین‌طور، فرزند گره متناظر با برچسب سوم است و بنابراین، در زنجیره رده‌بندها، خروجی رده‌بند متناظر با برچسب‌های ۱ و ۳ به رده‌بند برچسب ۲ داده خواهد شد. عناصر چهارم و پنجم این آرایه، حاوی برچسب ۲ هستند و بنابراین، خروجی رده‌بند برچسب ۲ به‌صورت مشترک به هر دو رده‌بند متناظر با برچسب‌های ۴ و ۵ داده می‌شود. به‌این‌ترتیب، گراف ارتباط به‌صورت آرایه‌ای از مجموعه‌ها نمایش داده شده است.

در الگوریتم پیشنهادی، مجموعه قوانین انجمنی استخراج‌شده از روابط بین برچسب‌های مسئله در R ذخیره‌می‌گردد و سپس، فراوانی هر برچسب در سمت تالی همه قوانین شمرده‌شده و در آرایه labelFrequency_right ثبت‌می‌گردد. سپس در دو حلقه تودرتو، آرایه خروجی یا ARChain_out که نشان‌دهنده گراف ارتباط است، ساخته می‌شود.

از بین تمام برچسب‌ها، هر باریک برچسب (L_i) انتخاب می‌شود که کمترین تکرار را در سمت تالی کلیه قوانین داشته است و پس از اتمام روند، این برچسب از مجموعه برچسب‌ها کنار گذاشته می‌شود. برچسب انتخابی (L_i) در سمت مقدم هر قانونی که باشد، به‌عنوان والد برچسب یا برچسب‌های سمت تالی آن قانون، شناخته می‌شود و در آرایه ARChain_out ثبت‌می‌گردد. منطق کار این است که طبق آن قانون و به‌این‌دلیل که برچسب انتخابی در سمت مقدم آن قرارداد، بر روی برچسب یا برچسب‌های سمت تالی اثرگذار بوده است و بنابراین باید به‌عنوان برچسب والد در گراف ارتباط درنظر گرفته‌شود. برای جلوگیری از تکرار و حلقه در انتخاب برچسب‌های والد، این برچسب در دور بعد از مجموعه برچسب‌ها کنار گذاشته‌می‌شود.

الگوریتم ۱ الگوریتم نگاشت قوانین انجمنی به گراف ارتباط برای رده‌بندی چندبرچسبی با شمارش برچسب‌ها در سمت تالی قوانین

۱: ورودی: مجموعه داده (D).

۲: خروجی: گراف ارتباط در قالب آرایه ARChain_out[q]: اندیس i ام این آرایه، حاوی یک مجموعه است که والدین گره متناظر با برچسب i را در گراف ارتباط نشان می‌دهد. در ابتدا تمام عناصر آرایه حاوی مجموعه تهی هستند.

معرفی متغیرها:

۳: ► R مجموعه قوانین انجمنی استخراج شده از برچسب‌های مسئله

۴: ► q تعداد کل برچسب‌ها

۵: ► labelFrequency_right[q]: اندیس i ام آرایه، تعداد تکرار برچسب i در سمت تالی قوانین R را نشان می‌دهد.

شروع:

۶: استخراج قوانین انجمنی از مجموعه اقلام حاوی برچسب‌های نمونه‌ها ← R

۷: شمارش فراوانی برچسب‌ها در سمت تالی قوانین عضو ← R labelFrequency_right

۸: For i =1 to q do

۹: انتخاب i امین کم‌تکرارترین برچسب بر اساس labelFrequency_right ← label

۱۰: For each rule $r \in R$ (such that $r: A \rightarrow B$)

۱۱: if $label \in A$ then

For each label $k \in B$ do

۱۲: ARChain_out [k] = ARChain_out [k] ∪ label

۱۳: End For

۱۴: End if

۱۵: End For

۱۶: End For

۳-۱-۲- تبیین روش با یک مثال

به‌منظور روشن‌شدن نحوه عملکرد روش پیشنهادی، در این بخش با ذکر یک مثال مراحل کار تشریح می‌شود. فرض کنید در یک مسئله تعداد برچسب‌ها شش باشد (یعنی $q=۶$). هم‌چنین درنظربگیرید پس از استخراج و ثبت قوانین و شمارش برچسب‌های سمت تالی قوانین، آرایه شمارش به شکل زیر باشد:

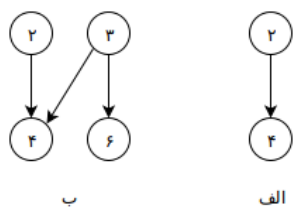
labelFrequency_right[q] = [۱۲,۵,۱۰,۱۹,۲۸,۲۲]

بدین‌معنی که برچسب اول ۱۲ مرتبه در سمت تالی قوانین استخراج‌شده آمده‌است و برچسب‌های دوم تا ششم به ترتیب ۵، ۱۰، ۱۹، ۲۸ و ۲۲ مرتبه در سمت تالی قوانین استخراج‌شده آمده‌اند.

برای این مثال مطابق الگوریتم ۱، در تکرار اول حلقه آغازشده در خط ۸، برچسب دوم (در خط ۹) انتخاب می‌شود، زیرا در آرایه labelFrequency_right کمترین تکرار (برابر با ۵) را در سمت تالی تمامی قوانین داشته است. در حلقه درونی در هنگام مرور همه قوانین، قانونی که برچسب دوم در سمت مقدم آن است ($I_۲ \rightarrow I_۴$) انتخاب و بر اساس آن، برچسب دوم به‌عنوان والد برچسب چهارم درنظر گرفته‌شده و آرایه ARChain_out به شکل رابطه (۱) اصلاح‌می‌گردد که معادل گراف نشان‌داده‌شده در نمودار شکل ۲- الف است.

ARChain_out[4] = {2} (۱)

در تکرار دوم حلقه (خط ۸)، برچسب سوم با دومین کمترین تعداد تکرار (۱۰ مرتبه) در سمت تالی قوانین انتخاب می‌شود. در حلقه داخلی، چون قانون ($I_۳ \rightarrow I_۴ I_۶$) وجود دارد که برچسب سوم در مقدم آن است و در سمت تالی آن برچسب‌های چهارم و ششم آمده‌اند، نتیجه شکل ۲- ب به‌دست‌می‌آید. این روند تا تعیین تکلیف تمامی برچسب‌ها ادامه‌می‌یابد. باید درنظرداشت ممکن است در حلقه درونی، تعداد قوانینی که برچسب موردنظر در سمت مقدم آن‌ها آمده، زیاد باشد که تمامی این قوانین در ساخت گراف نقش خواهند داشت.



شکل ۲: گراف ارتباط از روی قوانین انجمنی

برای این‌که یک برچسب به‌صورت تکراری به‌عنوان والد قرار نگیرد، قبل از اصلاح آرایه ARChain_out کنترل‌های لازم انجام می‌شود. مورد دیگری که لازم است کنترل گردد، جلوگیری از تشکیل حلقه در گراف است. برای مثال اگر برچسب ۱ والد برچسب ۲ در آرایه ARChain_out قرار گرفت و برچسب ۲ والد برچسب ۳ شد، امکان والد شدن برچسب ۳ برای برچسب ۱ نباشد.

همان‌طورکه در این مثال مشخص است، روش پیشنهادی ARCC1 گراف ارتباط را با توجه به قوانین استخراج‌شده از روابط بین برچسب‌ها می‌سازد. این گراف مبنای تعیین ترتیب زنجیره رده‌بندها قرار خواهد گرفت.

۳-۲- روش دوم: ARCC2

در این روش، معیار دیگری برای انتخاب برچسب شروع‌کنندهٔ زنجیره پیشنهاد شده است. به‌این‌ترتیب که در ابتدا، صحت تک‌تک برچسب‌ها توسط یک رده‌بند پایه سنجیده می‌شود. صحت هرکدام از برچسب‌ها در یک آرایه ذخیره و به‌صورت نزولی مرتب می‌شود. در روش پیشنهادی، زنجیره از برچسبی شروع خواهد شد که بیشترین صحت در رده‌بندی تک‌برچسبی را داشته‌باشد. منطق این روش این است که اگر زنجیره از برچسب یا برچسب‌های دارای بالاترین صحت شروع شود، ازآنجاکه این برچسب‌ها بهتر از سایرین یاد گرفته‌می‌شوند، نتایج رده‌بند متناظر با آن‌ها، نتایج با صحت بالاتری خواهد بود که در اختیار دیگر رده‌بندها در زنجیره قرار خواهد گرفت و درنتیجه، انتشار خطای رده‌بندها در طول زنجیره کمتر خواهد بود و ازطرف‌دیگر، با اضافه شدن نتایج این رده‌بند با صحت بالا به فضای ویژگی سایر رده‌بندها، به رده‌بندی بهتر توسط آن‌ها کمک خواهدکرد.

در ادامه، مشابه روش ARCC1 عمل می‌شود، یعنی قوانینی که برچسب انتخابی (با بیشترین صحت) در سمت مقدم آن‌هاست بررسی می‌شود تا برچسب انتخابی به‌عنوان والد برچسب‌های سمت تالی آن‌ها در گراف قرارگیرد. الگوریتم ۲ روش پیشنهادی ARCC2 را نشان می‌دهد که تشریح الگوریتم آن مشابه با الگوریتم ۱ است، با این تفاوت که به‌جای برچسب دارای کمترین تکرار در سمت تالی قوانین، در خط ۹ الگویتم ۲، برچسبی انتخاب می‌شود که بیشترین صحت رده‌بندی را داشته‌باشد.

الگوریتم ۲ الگوریتم نگاشت قوانین انجمنی به گراف ارتباط برای رده‌بندی چندبرچسبی با صحت تک‌برچسبی‌ها

۱: ورودی: مجموعه داده (D).
۲: خروجی: گراف ارتباط در قالب آرایه ARChain_out[q]: اندیس i ام این آرایه، حاوی یک مجموعه است که والدین گره متناظر با برچسب i را در گراف ارتباط نشان می‌دهد. در ابتدا تمام عناصر آرایه حاوی مجموعه تهی هستند.
معرفی متغیرها:
۳: ► R مجموعه قوانین انجمنی استخراج‌شده از روابط بین برچسب‌ها
۴: ► q تعداد کل برچسب‌ها
۵: ► Accuracy_SingleLabel[q]: اندیس i ام آرایه حاوی صحت برچسب i است.
شروع:
۶: R ← استخراج قوانین انجمنی از مجموعه اقلام حاوی برچسب‌های نمونه‌ها
۷: Accuracy_SingleLabel ← محاسبه صحت رده‌بندی تک‌برچسبی همه برچسب‌ها
۸: For i =1 to q do
۹: label ← Accuracy_SingleLabel انتخاب i امین باصحت‌ترین برچسب بر اساس
۱۰: For each rule $r \in R$ (such that $r: A \rightarrow B$)
۱۱: if $label \in A$ then
۱۲: For each label $k \in B$ do
۱۳: ARChain_out [k] = ARChain_out [k] ∪ label
۱۴: End For
۱۵: End if
۱۶: End For
۱۷: End For

۳-۳- تحلیل مرتبه زمانی

اگر q تعداد برچسب‌ها، |R| تعداد قوانین انجمنی استخراج‌شده از روابط بین برچسب‌ها و |B| حداکثر تعداد برچسب‌ها در سمت تالی قوانین باشد، آن‌گاه تولید گراف ارتباط در روش ARCC1 از مرتبه زمانی $O(q|R||B|)$ است. در روش ARCC2 از آن‌جا که ابتدا باید دقت تک‌برچسب‌ها به روش BR محاسبه شود، مرتبه زمانی اجرا به‌صورت $O(q|R||B|) + O(BR)$ است. البته باید توجه‌داشت که مرتبه زمانی مربوط به استخراج قوانین انجمنی از روابط بین برچسب‌ها را باید به هردوی این روش‌ها اضافه‌کرد.

۴- آزمایش‌ها

در این بخش، به تشریح آزمایش‌های انجام‌شده، نحوه پیاده‌سازی روش پیشنهادی، شرایط آزمایش‌های انجام‌شده، مجموعه داده‌های مورد استفاده و معیارهای ارزیابی، پرداخته شده است.

۴-۱- مجموعه‌داده‌ها

برای انجام آزمایش‌ها، از ۶ مجموعه‌داده استفاده شده است. ویژگی‌های این مجموعه داده‌ها در جدول ۱ آمده‌است. این مجموعه‌داده‌ها از مجموعه داده‌های رایج و مورد استفاده در پژوهش‌ها هستند [۱۲-۸] و [۲۰-۱۴] و به‌صورت عمومی قابل دریافت هستند.

جدول ۱: مجموعه داده‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها به همراه مشخصات آن‌ها

مجموعه داده	حوزه	تعداد نمونه	تعداد برچسب	کاردینالیتی	چگالی	برچسب مجزا
Yeast	بیولوژی	۲۴۱۷	۱۴	۴/۲۳۷	۰/۳۰۳	۱۹۸
Scene	تصویر	۲۴۰۷	۶	۱/۰۷۴	۰/۱۷۹	۱۵
Birds	صوتی	۶۴۵	۱۹	۱/۰۱۴	۰/۰۵۳	۱۳۳
Music	صوتی	۵۹۲	۶	۱/۸۶۹	۰/۳۱۱	۲۷
Flags	تصویر	۱۹۴	۷	۱/۲۵۲	۰/۴۸۵	۵۴
Emotion	صوتی	۵۹۳	۷	۱/۸۶۹	۰/۳۱۱	۲۷

۴-۲- پیاده‌سازی

برای استخراج قوانین انجمنی مثبت و منفی از چارچوب Weka [۲۷] که رایگان و متن‌باز است، استفاده شده است. مجموعه برچسب‌های تمام نمونه‌ها در قالب مناسب ذخیره شده و برای استخراج قوانین انجمنی به‌کار رفته است. برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی و رده‌بندی چندبرچسبی از چارچوب Meka [۲۸] استفاده شده است که درواقع توسعه یافته چارچوب Weka برای حوزه رده‌بندی چندبرچسبی است.

۴-۳- معیارهای ارزیابی

به‌دلیل تفاوت‌های فضای کاری در مسائل رده‌بندی چندبرچسبی با مسائل تک‌برچسبی، معیارهای ارزیابی آن‌ها نیز متفاوت است. به‌طورکلی، معیارهای ارزیابی حوزه رده‌بندی چندبرچسبی به دو دسته معیارهای مبتنی بر نمونه و معیارهای مبتنی بر برچسب تقسیم می‌شوند. در دسته اول، عملکرد مدل روی نمونه‌های آزمون ملاک ارزیابی قرارمی‌گیرد و در دسته دوم، عملکرد بر اساس هر برچسب به‌صورت جداگانه ارزیابی می‌شود. ازسوی‌دیگر، معیارهای ارزیابی افزایشی به معیارهایی گفته می‌شود که بهبود رده‌بندی در بیشینه بودن آن‌هاست و معیارهای ارزیابی کاهشی، معیارهایی هستند که بهبود رده‌بندی در کمینه بودن آن‌هاست.

در ادامه، پنج معیار ارزیابی مورد استفاده در این مقاله را معرفی می‌کنیم که معیارهای ارزیابی اول و دوم، افزایشی هستند (به این معنی که افزایش مقدار آن‌ها نشان‌دهنده بهبود رده‌بندی است) و معیارهای ارزیابی سوم تا پنجم، کاهشی هستند. روابط (۲) تا (۶) معیارهای ارزیابی مورد استفاده در این مقاله را نشان می‌دهند. در این روابط، p نشان‌دهنده تعداد نمونه‌های آزمون است و $h(x_i)$ مجموعه برچسب‌های پیش‌بینی‌شده توسط رده‌بند و $Y(x_i)$ مجموعه برچسب‌های واقعی نمونه x_i را نشان می‌دهند. همچنین در این روابط، $f(x_i, y)$ تابعی است که رتبه برچسب y را در پیش‌بینی رده‌بند برای نمونه x_i برمی‌گرداند.

$$\text{Subset Accuracy: } \frac{1}{p}\sum_{i=1}^{p}[h(x_i) = Y(x_i)] \qquad (۲)$$

رابطه (۲) معیار ارزیابی صحت زیرمجموعه یا تطابق کامل[۱۴] را نشان می‌دهد. این معیار بررسی می‌کند که رده‌بند تمامی برچسب‌ها را صحیح پیش‌بینی کرده‌باشد و حتی اگر یکی از برچسب‌های متعلق به نمونه، توسط رده‌بند پیش‌بینی نشده باشد و یا برچسبی اضافی به نمونه نسبت داده شده‌باشد، این معیار برای نمونه موردنظر برابر با صفر خواهد بود. این معیار، به‌ویژه در مواردی که تعداد برچسب‌ها زیاد باشد بسیار سخت‌گیرانه عمل می‌کند.

$$\text{Accuracy}_{\text{exam}}: \frac{1}{p}\sum_{i=1}^{p}\frac{|h(x_i)\cap Y(x_i)|}{|h(x_i)\cup Y(x_i)|} \qquad (۳)$$

$\text{Accuracy}_{\text{exam}}$ در رده‌بندی چندبرچسبی، به‌عنوان معیار صحت تعریف شده است. همان‌طورکه در رابطه (۳) مشخص است، این تعریف از صحت، متفاوت از تعریف آن در مسائل تک‌برچسبی است و برابر با نسبت اشتراک برچسب‌های واقعی و برچسب‌های پیش‌بینی‌شده توسط رده‌بند به اجتماع آن‌ها است.

$$\text{One-error }: \frac{1}{p}\sum_{i=1}^{p}\left[\left[\operatorname{argmax}_{y\in Y(x_i)} f(x_i, y)\right] \notin Y(x_i)\right] \qquad (۴)$$

در معیار رابطه (۴) ارزیابی بر این اساس صورت می‌گیرد که از بین برچسب‌های پیش‌بینی‌شده توسط رده‌بند، برچسب دارای رتبه برتر در بین برچسب‌های واقعی نمونه باشد.

$$\text{Ranking Loss: } \frac{1}{p}\sum_{i=1}^{p}\frac{1}{|Y_i||\hat{Y}_i|}\left|\{(y',y'')|\, f(x_i,y') \le f(x_i,y''),\ (y',y'') \in Y_i\times\hat{Y}_i\}\right| \qquad (۵)$$

که در آن $\hat{Y}_i$ برچسب‌های غیرمتعلق به نمونه i را نشان می‌دهد. در معیار رابطه (۵)، نکته مهم این است که برای هر نمونه، برچسب‌های غیرمتعلق به آن نمونه از برچسب‌های واقعی نمونه، رتبه کمتری را در رتبه‌بندی پیش‌بینی‌شده از برچسب‌ها توسط رده‌بند داشته‌باشند.

$$\text{Hamming loss }: \frac{1}{p}\sum_{i=1}^{p}|h(x_i)\Delta Y(x_i)| \qquad (۶)$$

در معیار رابطه (۶)، Δ به مفهوم تفاوت متقارن بین دو مجموعه $h(x_i)$ و $Y(x_i)$ است. به‌عبارت‌دیگر، به‌ازای هر برچسب واقعی از نمونه، اگر رده‌بند آن برچسب را برای نمونه پیش‌بینی نکند، Δ برابر یک و درغیر این‌صورت برابر صفر است. همچنین اگر رده‌بند برچسبی را به‌اشتباه به نمونه نسبت دهد، Δ برابر یک و درغیر این‌صورت برابر صفر است. در بدترین حالت، مقدار این معیار برابر با مجموع تعداد برچسب‌های واقعی و برچسب‌های پیش‌بینی‌شده است که نشان می‌دهد رده‌بند هیچ‌کدام از برچسب‌های واقعی را پیش‌بینی نکرده است.

۴-۴- الگوریتم‌های رقیب و شرایط آزمایش

در دو روش پیشنهادی این مقاله، برای استخراج قوانین انجمنی از روش FP-Growth [۲۹] استفاده شده است. ضریب اطمینان در استخراج قوانین ۰/۹ (مقدار پیش‌فرض در WEKA) بوده است.

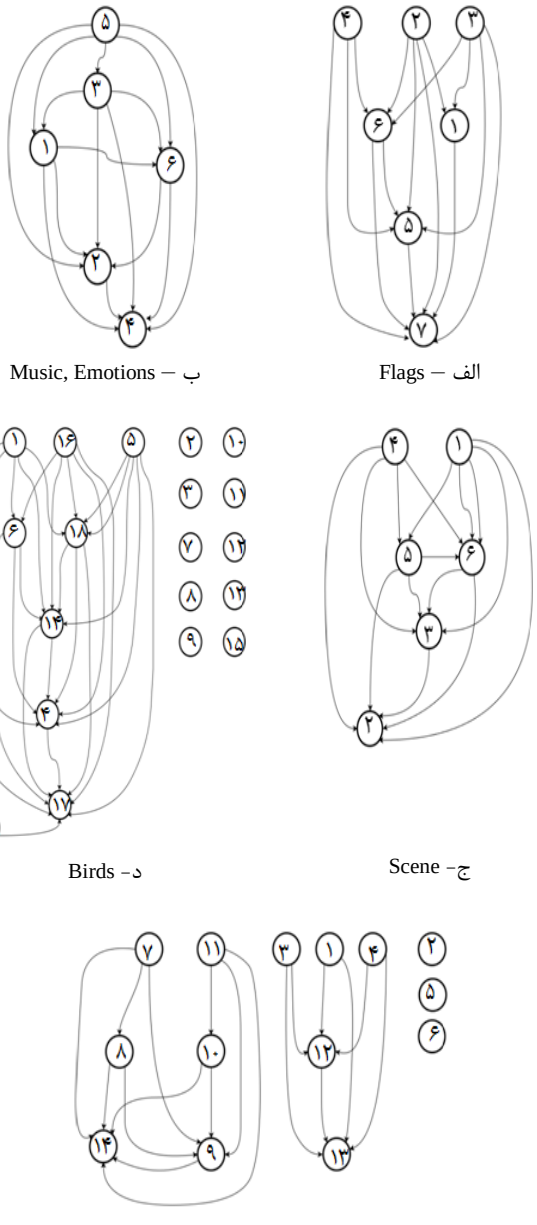
برای ارزیابی، روش‌های پیشنهادی با روش‌های BR, CC, BCC و CT مقایسه شده‌اند. در تمامی روش‌ها از درخت تصمیم j48 با مقادیر پیش‌فرض آن در WEKA به‌عنوان رده‌بند پایه استفاده شده است. ارزیابی بر اساس روش ارزیابی 10-fold Cross Validation صورت گرفته است و نتایج گزارش‌شده در جدول‌ها، میانگین و انحراف معیار نتایج به‌دست‌آمده از ده مرتبه اجرا است. عملکرد روش‌های رقیب فوق بر روی ۶ مجموعه‌داده Yeast, Scene, Birds, Music, Flags و Emotions در جداول ۲ تا ۶ ثبت شده است.

۵- مشاهدات و تحلیل نتایج

جداول ۲ تا ۶ نتایج آزمایش‌ها روی روش‌های مختلف به تفکیک معیارهای ارزیابی را نشان می‌دهند که با استفاده از آن‌ها نه‌تنها می‌توان میزان بهبود در نتایج با استفاده از روش‌های پیشنهادی را نسبت به روش CC مشاهده کرد، بلکه می‌توان روش پیشنهادی را با سایر روش‌های رقیب که هر یک به نحوی نتایج CC پایه را بهبود

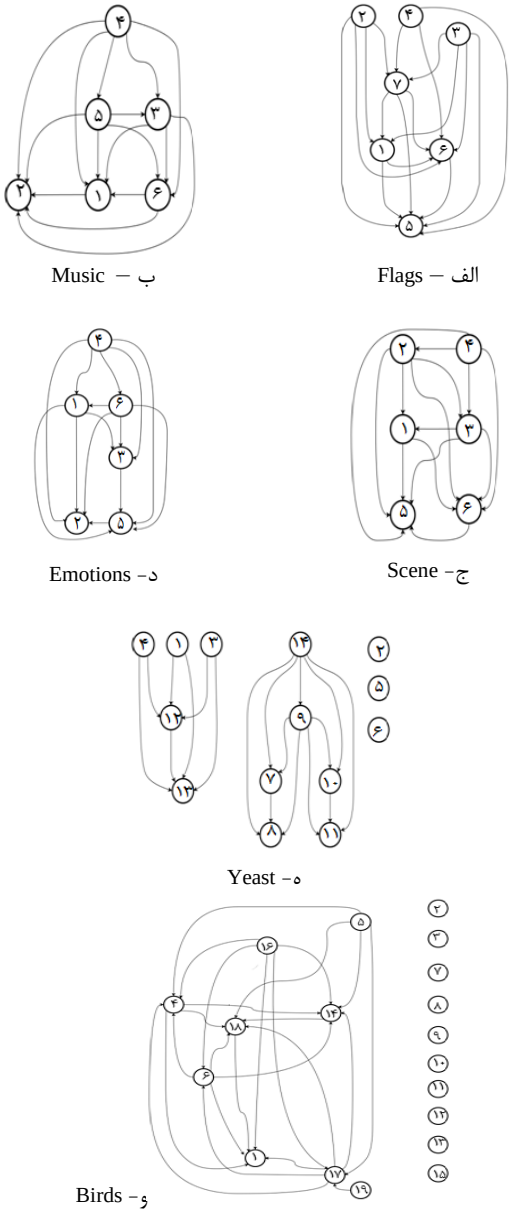
بخشیده‌اند، مقایسه کرد. در مورد هر مجموعه‌داده، بهترین نتیجه به‌صورت پررنگ نشان داده شده است.

برای تحلیل هرکدام از معیارهای ارزیابی بر روی ۶ مجموعه‌داده فوق، گراف ساخته‌شده بر اساس روش‌های پیشنهادی ARCC1 و ARCC2 در شکل‌های ۳ و ۴ آمده‌است.



شکل ۳: گراف زنجیره رده‌بند حاصل از روش ARCC1

جدول ۲ نتایج مربوط به معیار ارزیابی صحت را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که دو روش پیشنهادی بهترین عملکرد را روی همه مجموعه داده‌ها به‌استثنای مجموعه‌داده yeast دارند. همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، با استفاده از روش ARCC1 صحت در مجموعه‌داده Birds نسبت به روش BR و CC اندکی افزایش یافته و با روش BCC تقریباً برابری می‌کند. صحت روش پیشنهادی در مجموعه داده‌های Emotions و Music نیز بهبود یافته، همچنین نسبت به روش‌های رقیب بهترین عملکرد داشته است.



شکل ۴: گراف زنجیره رده‌بند حاصل از روش ARCC2

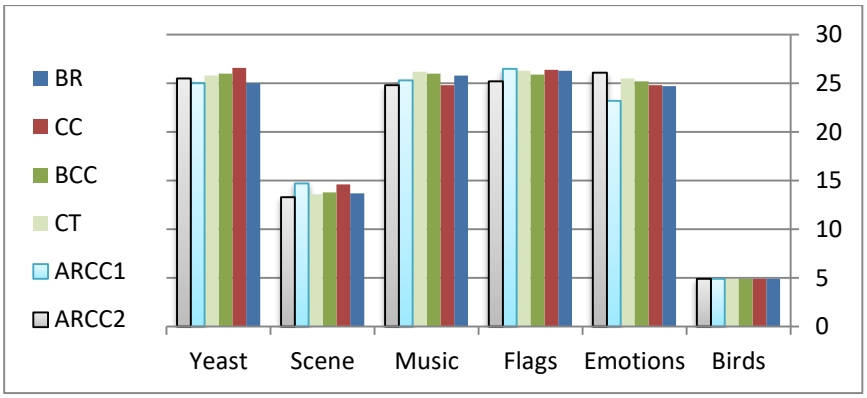
نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که روش ARCC2 روی مجموعه‌داده Birds افت داشته است. بالاترین صحت تک‌برچسبی در مورد این مجموعه‌داده به ترتیب مربوط به برچسب‌های ۱۷، ۶، ۴ و ۱۴ است. با دقت در گراف ترتیب زنجیره در شکل ۴-و، مشاهده می‌شود که باوجود این‌که برچسب ۱۷ بالاترین صحت را داشته و در بالای زنجیره قرار دارد اما متأثر از برچسب‌های ۵، ۱۶ و ۱۹ است که صحتشان از برچسب ۱۷ کمتر است که این مشاهدات، لزوم انتخاب قوانین مناسب و حذف قوانین مضر را آشکار می‌کند. همین تحلیل در خصوص مجموعه‌داده Emotions نیز صدق می‌کند.

در مورد مجموعه‌داده Scene، روش پیشنهادی ARCC2 با درنظر گرفتن معیار صحت بهتر از سایر روش‌های رقیب عمل کرده است. این در حالی است که ARCC1 نسبت به روش پایه CC دچار افت صحت شده است. همان‌طورکه دیده می‌شود این افت صحت نسبت به CC در مورد روش‌های رقیب BCC و CT نیز وجود دارد. با بررسی مجموعه‌داده Scene برای فهمیدن دلیل این مشاهده، روشن می‌شود که این مجموعه‌داده هرچند جزء مجموعه داده‌های رایج در حوزه چندبرچسبی است، ولی فقط حدود ۷ درصد از کل ۲۴۰۷ نمونه آن بیش از یک برچسب دارند و سایر نمونه‌های آن تک‌برچسبی هستند. این مسئله باعث شده است که روش پیشنهادی ARCC1 که به‌دنبال یافتن زنجیره و ترتیب از روی قوانین است، به دلیل ناکافی بودن قوانین باکیفیت، نسبت به روش پایه CC افت کند، ولی بااین‌حال، عملکرد آن نسبت به BCC و CT و BR بهتر است. در روش ARCC2، گراف ۴-ج به‌همان ترتیب صحت تک‌برچسبی ساخته شده و ازآنجاکه نتایج رده‌بندهای با صحت بالا به رده‌بندهای دیگر داده می‌شود، بهترین صحت کل را به همراه داشته است.

با مقایسه میانگین رتبه الگوریتم‌های رقیب در جدول ۲ مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی ARCC1 بهترین میانگین رتبه را به دست آورده است و الگوریتم‌های ARCC2 و CC میانگین رتبه یکسانی دارند. با مقایسه میانگین رتبه الگوریتم‌ها با استفاده از آزمون فریدمان، مقادیر $x^2_F = ۵/۰۹$ و $F_f = ۱/۰۲$ با مقدار بحرانی ۲/۰۹ در سطح بحرانی ۰/۱ به دست می‌آید و بنابراین نمی‌توان فرضیه پوچ را رد کرد که این بدین معنی است که تفاوت بین رده‌بندهای رقیب با توجه به این معیار ازنظر آماری بااهمیت نیست.

جدول ۲: مقایسه دو روش ARCC با BR, CC, BCC, CT بر اساس معیار صحت

مجموعه‌داده	BR	CC	BCC	CT	ARCC1	ARCC2
Birds	۵۷/۳ ± ۴/۱	۵۶/۳ ± ۴/۵	۵۷/۵ ± ۴/۳	۵۷/۱ ± ۳/۹	**۵۷/۵ ± ۴/۳**	۵۷/۴ ± ۵/۷
Emotions	۴۶/۲ ± ۳/۷	۴۸/۳ ± ۴/۷	۴۶/۷ ± ۴/۰	۴۶/۲ ± ۷/۱	**۵۰/۹ ± ۵/۵**	۴۵/۸ ± ۴/۴
Flags	۶۰/۱ ± ۶/۸	۵۹/۵ ± ۸/۲	۶۰/۲ ± ۷/۳	۵۹/۰ ± ۸/۱	۵۹/۲ ± ۸/۰	**۶۲/۳ ± ۵/۱**
Music	۴۳/۰ ± ۵/۱	۴۸/۳ ± ۳/۸	۴۵/۱ ± ۴/۶	۴۵/۲ ± ۳/۳	۴۷/۹ ± ۴/۷	**۴۸/۷ ± ۴/۸**
Scene	۵۳/۵ ± ۳/۴	۵۸/۲ ± ۲/۳	۵۴/۸ ± ۳/۱	۵۴/۷ ± ۲/۲	۵۶/۲ ± ۳/۲	**۶۱/۱ ± ۲/۰**
Yeast	**۴۴/۰ ± ۲/۰**	۴۲/۹ ± ۲/۳	۴۱/۹ ± ۱/۳	۴۲/۱ ± ۱/۹	۴۲/۵ ± ۲/۰	۴۱/۶ ± ۲/۸
میانگین رتبه	۴/۰۸	۳	۳/۴۱	۴/۷۵	۲/۷۵	۳



نمودار ۱: مقایسه دو روش پیشنهادی ARCC با BR, CC, BCC, CT بر اساس معیار صحت

جدول ۳: مقایسه دو روش ARCC با BR, CC, BCC, CT بر اساس معیار صحت سخت‌گیرانه

مجموعه‌داده	BR	CC	BCC	CT	ARCC1	ARCC2
Birds	۴۸/۵ ± ۳/۶	۴۷/۳ ± ۴/۳	**۴۹/۰ ± ۴/۵**	۴۸/۴ ± ۳/۶	۴۸/۵ ± ۳/۶	۴۷/۸ ± ۷/۳
Emotions	۱۸/۴ ± ۵/۳	۲۴/۳ ± ۵/۸	۱۸/۷ ± ۴/۹	۱۹/۷ ± ۷/۴	**۲۷/۸ ± ۵/۴**	۲۱/۱ ± ۵/۱
Flags	۱۵/۵ ± ۹/۷	۲۳/۷ ± ۱۲/۴	**۲۵/۲ ± ۹/۴**	۱۸/۵ ± ۱۱/۲	۲۱/۲ ± ۱۰/۱	۱۷/۰ ± ۷/۷
Music	۱۷/۷ ± ۶/۴	۲۳/۶ ± ۳/۷	۲۰/۰ ± ۵/۰	۲۰/۴ ± ۳/۴	۲۳/۶ ± ۴/۱	**۲۵/۰ ± ۵/۵**
Scene	۴۲/۷ ± ۳/۵	۵۲/۷ ± ۳/۲	۴۵/۸ ± ۲/۹	۴۴/۸ ± ۲/۸	۴۸/۳ ± ۲/۹	**۵۵/۰ ± ۲/۷**
Yeast	۶/۸ ± ۱/۷	**۱۴/۲ ± ۱/۹**	۵/۱ ± ۳/۱	۷/۲ ± ۲/۱	۷/۹ ± ۱/۸	۷/۷ ± ۰/۹
میانگین رتبه	۵/۲۵	۲/۵۸	۳/۶۷	۴/۱۷	۲/۳۳	۳

در جدول ۳ نتایج مربوط به صحت سخت‌گیرانه آمده‌است. مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی ARCC1 بهترین میانگین رتبه را در بین الگوریتم‌های رقیب به‌دست آورده است و الگوریتم‌های CC و ARCC2 به ترتیب رتبه‌های دوم و سوم را کسب کرده‌اند. با مقایسه میانگین رتبه الگوریتم‌ها با استفاده از آزمون فریدمان، مقادیر به‌دست‌آمده برابر $x^2_F =$ ۱۰/ ۲۶ و $F_f =$ ۲/۵۹ است که با توجه به مقدار بحرانی ۲/۰۹ در سطح بحرانی ۰/۱، می‌توان فرضیه پوچ را رد کرد که این بدین معنی است که بین عملکرد رده‌بندها تفاوت معناداری از نظر آماری وجود دارد. با اعمال آزمون ثانویه McNemar، با توجه به اینکه میزان تفاوت بحرانی در سطح ۰/۱ برابر ۲/۷۹ است، می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی ARCC1 با در نظرگرفتن معیار صحت سخت‌گیرانه بسیار بهتر از روش BR است.

نتایج جدول ۳ نشان می‌دهد که دو روش ARCC در معیار صحت سخت‌گیرانه در مورد مجموعه‌داده Flags افت داشته است. در این مجموعه‌داده صحت تک‌برچسبی برچسب‌های ۵ و ۷ از سایر برچسب‌ها بیشتر است. از طرفی با توجه به ترتیب زنجیره در شکل‌های ۳-الف و ۴-الف، خروجی سایر رده‌بندها به رده‌بند برچسب‌های ۵ و ۷ می‌رسد و بنابراین در ترتیب‌های پیشنهادی، خطای سایر رده‌بندها به این رده‌بند سرایت می‌کند و درنتیجه، صحت کل کاهش می‌یابد. روش پیشنهادی ARCC۱ در مورد مجموعه‌داده Emotions بهترین عملکرد را داشته است.

جدول ۴ نتایج حاصل از الگوریتم‌های رقیب را روی داده‌های مورد آزمایش بر اساس معیار Hamming loss نشان می‌دهد. این معیار در مورد هر نمونه، با یافتن هر اختلافی بین برچسب‌های واقعی و برچسب‌های پیش‌بینی شده، مقدار loss را اضافه‌می‌کند. مقادیر کم برای این معیار، نتایج بهتر را نشان می‌دهند. روش پیشنهادی ARCC1 معیار را در دو مجموعه‌داده و ARCC2 در سه مجموعه‌داده بهبود داده به‌طوری‌که بهترین عملکرد داشته‌اند. در خصوص مجموعه‌داده Birds، تفاوتی بین نتایج روش‌های رقیب مشاهده نمی‌شود.

نتایج جدول ۴ نشان می‌دهد که در این معیار از نظر میانگین رتبه، روش پیشنهادی ARCC2 رتبه اول، روش BR رتبه دوم و روش پیشنهادی ARCC1 رتبه سوم را کسب کرده‌اند. با مقایسه میانگین رتبه الگوریتم‌ها با استفاده از آزمون فریدمان، مقادیر $x^2_F =$ ۲/۹۳ و $F_f =$ ۰/۵۴ با مقدار بحرانی ۲/۰۹ در سطح بحرانی ۰/۱ به دست می‌آید و بنابراین نمی‌توان فرضیه پوچ را رد کرد که این بدین معنی است که تفاوت بین رده‌بندهای رقیب از نظر آماری بااهمیت نیست.

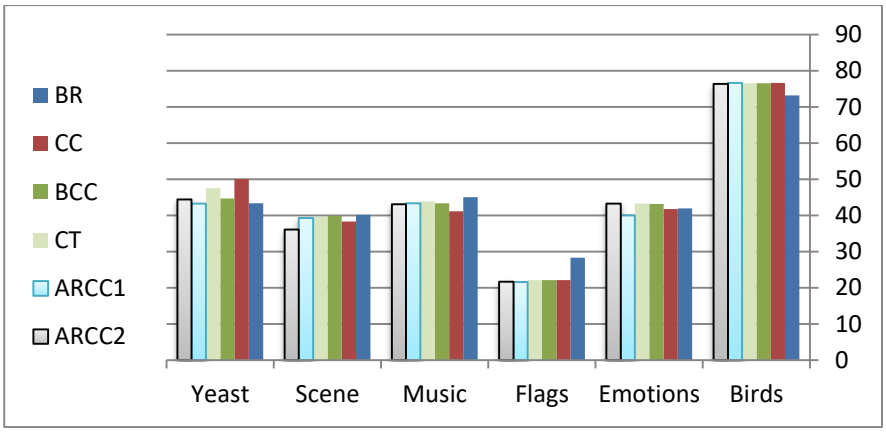
جدول ۵ نتایج به‌دست‌آمده بر اساس معیار one error را نشان می‌دهد. همان‌طورکه در بخش ۴-۳ بیان شد، این معیار به‌ازای هر نمونه بررسی‌می‌کند که آیا برچسب دارای رتبه بالاتر در پیش‌بینی رده‌بند، در بین برچسب‌های واقعی نمونه قرار دارد یا خیر؟ و اگر نتیجه منفی باشد، مقدار error یک واحد افزایش پیدا می‌کند. نتایج نشان می‌دهند روش‌های پیشنهادی ARCC1 و ARCC2 ازنظر میانگین رتبه در این معیار به ترتیب رتبه‌های اول و دوم را کسب نموده‌اند که نشان‌دهنده برتری روش‌های پیشنهادی بر اساس این معیار در بین الگوریتم‌های رقیب است. با مقایسه میانگین رتبه الگوریتم‌ها با استفاده از آزمون فریدمان، مقادیر $x^2_F =$ ۵/۷۴ و $F_f =$ ۱/۱۸ با مقدار بحرانی ۲/۰۹ در سطح بحرانی ۰/۱ به دست می‌آید و بنابراین نمی‌توان فرضیه پوچ را رد کرد که این بدین معنی است که تفاوت بین رده‌بندهای رقیب با درنظرگرفتن معیار one error از نظر آماری بااهمیت نیست.

تحلیل Rank loss: این معیار به ازای هر نمونه دو لیست می‌سازد. لیستی ازبرچسب‌های واقعی و لیست دیگر شامل برچسب‌هایی است که متعلق به نمونه نیست. این معیار کنترل می‌کند برچسب‌های متعلق به یک نمونه در رتبه‌بندی خروجی توسط رده‌بند، رتبه بالاتری نسبت به برچسب‌های غیرمتعلق به آن داشته‌باشند.

جدول ۶ نتایج به‌دست‌آمده برای روش‌های مختلف را بر مبنای معیار rank loss نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که روش‌های پیشنهادی ARCC1 و ARCC2 به‌ترتیب بهترین و سومین میانگین رتبه را در بین الگوریتم‌های مورد مقایسه به‌دست آورده‌اند. با مقایسه میانگین رتبه الگوریتم‌ها با استفاده از آزمون فریدمان، مقادیر به‌دست‌آمده به‌صورت $x^2_F =$ ۴/۵۷ و $F_f =$ ۰/۸۹ با مقدار بحرانی ۲/۰۹ در سطح بحرانی ۰/۱ است و بنابراین نمی‌توان فرضیه پوچ را ردکرد که این بدین معنی است که تفاوت بین رده‌بندهای رقیب با درنظرگرفتن معیار rank loss از نظر آماری بااهمیت نیست.

جدول ۴: مقایسه دو روش ARCC با BR, CC, BCC, CT بر اساس معیار Hamming loss

مجموعه‌داده	BR	CC	BCC	CT	ARCC1	ARCC2
Birds	۴/۹ ± ۰/۶	۴/۹ ± ۰/۵	۴/۹ ± ۰/۶	۴/۹ ± ۰/۶	۴/۹ ± ۰/۶	۴/۹ ± ۰/۸
Emotions	۲۴/۷ ± ۲/۶	۲۴/۸ ± ۳/۲	۲۵/۲ ± ۱/۹	۲۵/۵ ± ۴/۰	**۲۳/۲ ± ۳/۶**	۲۶/۱ ± ۱/۸
Flags	۲۶/۳ ± ۵/۲	۲۶/۴ ± ۵/۲	۲۵/۹ ± ۴/۹	۲۶/۳ ± ۵/۲	۲۶/۵ ± ۵/۷	**۲۵/۲ ± ۳/۹**
Music	۲۵/۸ ± ۲/۷	۲۴/۸ ± ۱/۷	۲۶/۰ ± ۲/۵	۲۶/۲ ± ۱/۹	۲۵/۳ ± ۲/۶	**۲۴/۸ ±۱/۶**
Scene	۱۳/۷ ± ۰/۸	۱۴/۶ ± ۰/۸	۱۳/۸ ± ۱/۰	۱۳/۶ ± ۰/۷	۱۴/۷ ± ۱/۱	**۱۳/۳ ± ۰/۹**
Yeast	۲۵/۰ ± ۱/۰	۲۶/۶ ± ۱/۰	۲۶/۰ ± ۴/۰	۲۵/۸ ± ۱/۰	**۲۵/۰ ± ۰/۸**	۲۵/۵ ± ۰/۵
میانگین رتبه	۲/۹۱	۴	۳/۹۱	۴	۳/۵	۲/۶۶



نمودار ۲: مقایسه دو روش پیشنهادی ARCC با BR, CC, BCC, CT بر اساس معیار Hamming loss

جدول ۵: مقایسه دو روش ARCC با BR, CC, BCC, CT بر اساس معیار One Error

مجموعه‌داده	BR	CC	BCC	CT	ARCC2	ARCC2
Birds	**۷۳/۲ ± ۴/۷**	۷۶/۷ ± ۵/۷	۷۶/۶ ± ۵/۰	۷۶/۶ ± ۵/۳	۷۶/۷ ± ۵/۱	۷۶/۴ ± ۵/۴
Emotions	۴۲/۰ ± ۶/۳	۴۱/۸ ±۶/۳	۴۳/۲ ± ۵/۸	۴۳/۳ ± ۸/۹	**۴۰/۰ ± ۷/۵**	۴۳/۳ ± ۶/۴
Flags	۲۸/۳ ± ۱۱/۸	۲۲/۱ ± ۱۱/۰	۲۲/۱ ± ۱۱/۰	۲۲/۱ ± ۱۱/۰	**۲۱/۶ ± ۱۱/۲**	۲۱/۷ ± ۹/۵
Music	۴۵/۱ ± ۷/۹	**۴۱/۲ ± ۵/۶**	۴۳/۴ ± ۷/۶	۴۳/۹ ± ۴/۷	۴۳/۴ ± ۵/۹	۴۳/۱ ± ۵/۳
Scene	۴۰/۲ ± ۲/۸	۳۸/۳ ± ۲/۳	۳۹/۹ ± ۳/۵	۳۹/۶ ±۲/۷	۳۹/۳ ± ۳/۵	**۳۶/۱ ± ۲/۲**
Yeast	۴۳/۴ ± ۳/۹	۵۰/۱ ± ۳/۲	۴۴/۷ ± ۲/۲	۴۷/۵ ± ۲/۸	**۴۳/۳ ± ۳/۴**	۴۴/۴ ± ۲/۹
میانگین رتبه	۴	۳/۴۱	۴	۴/۵	۲/۵	۲/۵۸

جدول ۶: مقایسه دو روش ARCC با BR, CC, BCC, CT بر اساس معیار Rank loss

مجموعه‌داده	BR	CC	BCC	CT	ARCC1	ARCC2
Birds	**۱۵/۷ ± ۲/۶**	۱۸/۵ ± ۲/۵	۱۸/۱ ± ۲/۹	۱۸/۴ ± ۲/۶	۱۸/۳ ±۲/۸	۱۸/۶ ± ۳/۹
Emotions	۲۹/۲ ± ۲/۷	۲۸/۵ ± ۴/۵	۲۸/۴ ± ۳/۳	۲۹/۴ ± ۶/۹	**۲۶/۶ ± ۴/۵**	۳۰/۲ ± ۴/۱
Flags	۲۷/۸ ± ۷/۱	**۲۷/۷ ± ۵/۳**	۲۸/۵ ± ۶/۰	۲۹/۴ ± ۵/۲	۲۹/۴ ± ۴/۵	۲۹/۰ ± ۶/۹
Music	۳۰/۱ ± ۴/۵	۲۸/۴ ± ۳/۰	۳۰/۱ ± ۴/۱	۳۰/۶ ± ۳/۹	۲۸/۳ ± ۳/۲	**۲۷/۴ ± ۳/۳**
Scene	۲۴/۹ ± ۲/۵	۲۲/۸ ± ۲/۰	۲۲/۱ ± ۲/۷	۲۲/۱ ± ۲/۰	۲۲/۱ ± ۲/۰	**۱۹/۹ ± ۲/۰**
Yeast	۳۰/۷ ± ۱/۲	۲۹/۶ ± ۱/۶	۲۹/۰ ± ۱/۱	۲۹/۱ ± ۱/۷	**۲۸/۱ ± ۱/۵**	۲۹/۰ ± ۱/۴
میانگین رتبه	۳/۹۱	۳/۶۶	۲/۸۳	۴/۵۸	۲/۵۸	۳/۴۱

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادهایی برای آینده

در این مقاله، دو روش جدید برای تعیین ترتیب رده‌بندها برای اجرای الگوریتم زنجیره رده‌بندها (CC) ارائه شد که بر اساس آن‌ها، برخلاف روش پایه الگوریتم CC که در آن ترتیب رده‌بندها در زنجیره به‌صورت تصادفی تعیین می‌شود، روابط بین برچسب‌ها در مسئله چندبرچسبی ترتیب رده‌بندها را تعیین می‌کنند. در روش‌های پیشنهادی، از قوانین انجمنی استخراج‌شده از فضای برچسب‌ها که نشان‌دهنده روابط بین برچسب‌ها هستند، برای ایجاد گراف ارتباط استفاده می‌شود که نهایتاً مبنای تعیین ترتیب رده‌بندها قرارمی‌گیرد. در الگوریتم پایه CC، گراف ارتباط درحقیقت به‌صورت یک خط (توالی یا زنجیر) است که نوع ساده درخت همبند است. درحالی‌که در روش‌های پیشنهادی، گراف ارتباط بسیار عمومی است، به‌نحوی که نه‌تنها لزوماً هم‌بند نیست، بلکه الزامی در درخت‌بودن آن نیز وجود ندارد.

نتایج حاصل از آزمایش‌های گسترده ما بر روی مجموعه داده‌های متنوع و پرکاربرد در حوزه رده‌بندی چندبرچسبی نشان دادند که نوع قوانین استخراج‌شده و تعداد آن‌ها در ایجاد گراف ارتباط نقش مؤثری دارد. هرچه تعداد قوانین و برچسب‌های مؤثر در سمت تالی قوانین بیشتر باشد، گراف شلوغ‌تر و کامل‌تر می‌شود و درنتیجه میزان بهبود در معیارهای ارزیابی بیشتر خواهد بود.

نتایج حاصل از مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های موجود روی مجموعه داده‌های رایج در این مقاله، شایستگی روش‌های پیشنهادی نسبت به روش‌های موجود را تاییدمی‌کنند. البته نتایج مشاهده‌شده بسیار وابسته به معیارهای ارزیابی مورد استفاده هستند،

به‌نحوی‌که در مورد معیار صحت سخت‌گیرانه، برتری روش پیشنهادی ARCC1 نسبت به روش BR از نظر آماری در سطح بحرانی ۰/۱ تأیید شد. همچنین مشاهدات ما نشان دادند که متوازن بودن مجموعه‌داده و افزایش تعداد نمونه‌های چندبرچسبی در مجموعه‌داده به افزایش بهبود در نتایج خواهد انجامید.

پیشنهادهای این مقاله برای پژوهش‌های آینده به‌صورت زیر است:

- انتخاب هوشمندانه قوانین بهینه از بین قوانین استخراج‌شده.
- حذف قوانین مضر استخراج‌شده از مجموعه داده‌های با تعداد برچسب زیاد و کاردینالیتی برچسب کم.
- بررسی میزان تأثیر پارامترهای استخراج قوانین در نتایج.
- انتخاب برچسب‌های اولیه مناسب برای کاهش انتشار خطا.

مراجع

[۱] محمدعلی زارع چاهوکی و حمیدرضا محمدی، "بهینه‌سازی هسته‌های چندگانه در ماشین‌بردارپشتیبان جفتی برای کاهش شکاف معنایی تشخیص صفحات فریب‌آمیز"، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، دوره ۴۶، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۵، صفحه ۱۴۵-۱۳۵

[۲] ندا خانبانی، امیرمسعود افتخاری مقدم، "ارائه یک روش تشخیص زبان علامت مبتنی بر رویکرد MLRF فازی با استفاده از اطلاعات عمق تصویر"، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، انتشار آنلاین از تاریخ ۱۳ اسفند ۱۳۹۵

[3] J. Read, B. Pfahringer, G. Holmes, and E. Frank, "Classifier chains for multi-label classification", Springer, Mach Learn Vol 85. pp 333–359, 2011.

[4] M. Zhang and Z. Zhi-Hua, "A Review on Multi-Label Learning Algorithms", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol. 26, Issue 8, 2013.

[5] W. Bi, J. Kwok, "Multi-Label Classification on Tree- and DAG-Structured Hierarchies", Appearing in Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning, Bellevue, WA, USA, 2011.

[6] J. Han, J. Pei , and M.Kamber, *Data Mining concepts and techniques*, Elsevier third Edition Book, pp. 243-278, 2012.

[7] R. Agrawal and R. Srikant, *Fast Algorithms for mining Association Rules in Large Databases*, 20th International Conference on Very Large Data Bases, pp. 478-499, 1998.

[8] J. Read, B. Pfahringer, G. Holmes, and E. Frank, "Classifier Chains for Multi-label Classification", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, LNAI. 5782, pp. 254–269, 2009.

[9] L. S. Enrique, C. Bielza, E. F. Morales, P. Hernandez-Leal, J. H. Zaragoza, and P. Larrañaga, "Multi-label classification with Bayesian network-based chain classifiers", ELSEVIER, Pattern Recognition Letters Vol. 41, pp. 14–22, 2014.

[10] K. Dembczy´nski, W. Cheng, and E. H¨ullermeier, "Bayes Optimal Multilabel Classification via Probabilistic Classifier Chains", 27 th International Conference on Machine Learning, Haifa, 2010.

[11] J. Read, L. Martino, P. M. Olmos, and D. Luengo, "SCALABLE MULTI-OUTPUT LABEL PREDICTION: FROM CLASSIFIER CHAINS TO CLASSIFIER TRELLISES", arXiv: 1501.04870v1 [stat.ML], 2015.

[12] T. Kajdanowicz and P. Kazienko, "Heuristic Classifier Chains for Multi-label Classification", Springer-Verlag Berlin Heidelberg FQAS, LNAI. 8132, pp. 555–566, 2013.

[13] E. A. Cherman, C. M. Maria, and M. Jean, "Multi-label Problem Transformation Methods: a Case Study", CLEI ELECTRONIC JOURNAL, Vol. 14, pp. 4 -14, 2011.

[14] J. Read, B. Pfahringer, and G. Holmes, "Multi-label Classification using Ensembles of Pruned Sets", 8th IEEE International Conference on Data Mining, 2008.

[15] M. Zhang and Z. Zhi-Hua, "ML-KNN:Alazy learning approach to multi-label learning", ELSEVIER, Pattern Recognition Vol. 40, pp. 2038 – 2048, 2007.

[16] C. Vens, J. Struyf, L. Schietgat, S. Džeroski, and H. Blockeel, "Decision trees for hierarchical multi-label classification", Springer, Mach Learn Vol. 73, pp. 185–214, 2008.

[17] J. Read and F. Perez-Cruz, "Deep Learning for Multi-label Classification", arXiv:1502.05988v1 [cs.LG], 2014.

[18] L. E. Menc´ıa and J. F¨urnkranz, "Pairwise Learning of Multilabel Classifications with Perceptrons", IEEE 978-1-4244-1821-3/08, 2008.

[19] G. Tsoumakas, I. Katakis, and I. Vlahavas, "Random k-Labelsets for Multilabel Classification", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering Vol. 23, NO. 7, 2011.

[20] Sh. Wang, J. Wang, Z. Wang, Q. and Ji, "Enhancing multi-label classification by modeling dependencies among lables", Elsevier, Pattern Recognition Vol. 47, pp. 3405-3413, 2014.

[21] F. Charte, A. Rivera, J.M. Jesus, and F. Herrera, "Improving Multi-label classifiers via Label Reduction with Association Rules", Springer-Verlag Berlin Heidelberg HAIS part II, LNCS 7209, pp. 188-199, 2012.

[22] R. Alazaidah, F. Thabtah, and Q. Al-Raaidehi, "A Multi-Label Classification Approach Based on Correlations Among Labels", International Journal of Advanced Computer Science and Applications Vol. 6, No. 2, pp. 52-59, 2015.

[23] K. Patel, N. Kapadia, and M. Parikh, "Discover Multi-label Classification using Association Rule Mining", International journal of Advance Engineering and Research Development, Vol. 1, Issue. 1, ISSN 2348-4470, 2014.

[24] Y. Rong, Q. Yanpeng and D. Ansheng, *Multi-label Fuzzy Similarity-Based Nearest-Neighbour Classification Using Association Rule*, International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning. Springer International Publishing, LNCS 9937, pp. 542-551, 2016.

[25] F. Benites and E. Sapozhnikova, "Improving Multi-label Classification by Means of Cross-Ontology Association Rules." Bioinformatics, vol. 2, no. 9, 2015.

[۲۶] خلیل غفوری‌پور و زهرا میرزامؤمن، "بهبود رده‌بندی چندبرچسبی بر اساس استخراج قوانین انجمنی مثبت و منفی از روی برچسب‌ها"، بیست و یکمین کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران، پژوهشگاه دانش‌های بنیادی، تهران، ۱۸-۲۰ اسفند ۹۴.

[27] Waikato Environment for Knowledge Analysis, Version 3.6.10, 2013, www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka (دسترسی در ۱۳۹۴/۱۱/۵)

[28] A Multi-label Extension to WEKA, Version 1.7.7, 2015, www.meka.sourceforge.net (دسترسی در ۱۳۹۴/۱۱/۵)

[29] J. Han, Pei J. and Yin Y, "Mining frequent patterns without candidate generation", Proceeding of the 2000 ACM-SIGMID International Conference on Management of Data, pp. 1-12, 2000.

زیرنویس‌ها

۱ Binary Relevance
۲ Classifier Chains
۳ Hierarchical Multilabel Classification
۴ Ensembles of Classifier Chains
۵ Pairwise
۶ Label Powerset
۷ Pruned Sets
۸ Multi Label k Nearest Neighbor
۹ Bayesian Classifier chain
۱۰ Tree Naïve Bayesian Classifier Chain
۱۱ Classifier Trellises
۱۲ Incomplete Label
۱۳ Association Rule Classifier Chains
۱۴ Subset Accuracy