



مهندسی برق، مکانیک، کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه شیراز

۱۵ شهریور ماه ۱۳۹۷

September 6, 2018

www.emce.ir

ثبت شده در پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)



بکارگیری الگوریتم ازدحام ذرات جهت پیشنهاد لیست دلخواه پخش براساس ویژگی های موسیقی در حال پخش

محمدرضا فدوی امیری^۱، مهدی مهربان^۲، زهرا نظری^۳^۱ استادیار گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه غیر انتفاعی شمال آمل، fadavi@shomal.ac.ir^۲ دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه غیر انتفاعی شمال آمل، Mehdimehraban@hotmail.com^۳ دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه غیر انتفاعی شمال آمل، nazarii.zahraa@gmail.com

چکیده

با افزایش روز افزون قطعات موسیقی و سلاقی مختلف مخاطبان، رده بندی و طبقه بندی موسیقی یکی از اجزای اصلی پخش موسیقی الکترونیکی محسوب می شود. به خاطر فقدان استانداردهای لازم در زمینه رده بندی موسیقی - یا عدم اجرای استانداردهای موجود - مقادیر زیادی عناوین رده بندی نشده از موسیقی در جهان وجود دارد. در این مقاله به مسئله پیشنهاد یک لیست پخش مناسب براساس موسیقی که هم اکنون در حال پخش می باشد، پرداخته خواهد شد. برای حل این مسئله، در ابتدا فضای مسئله به مسئله فروشنده دوره گرد نگاشت شده که در آن هر شهر نمادی از یک موسیقی و میزان شباهت هر موسیقی فاصله ی بین شهرها در نظر گرفته شده است و جهت پیشنهاد مسیر بهینه، مسئله به وسیله ی الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) حل خواهد شد. در این مسئله به تدریج، با جمع آوری اطلاعات کاربران و بکارگیری آن ها، می توان انتخاب های بهینه تری را به کاربران ارائه نمود و همچنین در صورت داشتن اطلاعات بیشتر از کاربران می توان از فیلترهای همکاری استفاده کرد و آن را با روش پیشنهادی ترکیب نمود.

واژگان کلیدی: پیشنهاد لیست پخش، الگوریتم ازدحام ذرات، مسئله ی فروشنده دوره گرد، موسیقی

مقدمه

موسیقی زبان آرزوها، انتظارات و عواطف بشری است. هر قوم و ملتی برحسب ویژگی های عاطفی و فرهنگی خود، موسیقی خاصی دارد. با درک موسیقی، عواطف زیبا، همدردی و تفاهم بیشتر قلبی میسر خواهد شد. امروزه با پیشرفت فناوری و گسترش اینترنت هرروزه شاهد ایجاد حجم وسیعی از اطلاعات هستیم، به طوری که در ایالات متحده آمریکا به صورت روزانه هر فرد به طور متوسط بیش از ۵ گیگابایت اطلاعات در اینترنت ایجاد می کند که موسیقی نیز از این قاعده مستثنا نیست. هرروز هزاران دقیقه موسیقی تولید می شود و عملاً غیرممکن است که یک فرد عادی بتواند از بین این حجم وسیع از موسیقی که هرروز بر تعدادشان افزوده می شود، بدون کمک، موسیقی های مورد علاقه خود را پیدا کند. پس وجود یک ساختار جامع برای حل این مشکل بسیار مفید خواهد بود. (BOHN, 2012)



مهندسی برق، مکانیک، کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه شیراز

۱۵ شهریور ماه ۱۳۹۷

September 6, 2018

www.emce.ir

ثبت شده در پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)



به منظور غلبه بر این مشکل، سیستم های توصیه گر در دهه ۹۰ توسعه یافته اند تا به کاربران برای انتخاب های بهینه تر کمک کنند و به سرعت به یکی از حوزه های تحقیقاتی تبدیل شده اند. تا به امروز مقالات بی شماری در این رابطه منتشر شده که در حوزه های بسیاری به صورت عملی مورد استفاده قرار گرفته است. به عنوان مثال می توان به سایت آمازون^۱ اشاره کرد که در آن مشتریان توصیه هایی را در مورد کتاب ها، سی دی ها و سایر محصولات دریافت می کنند. (Linden, 2003)

سیستم های توصیه گر دو راهبرد اصلی را دنبال می کنند: فیلتر کردن محتوا^۲ و فیلتر کردن مشارکتی^۳. فیلتر کردن محتوا براساس اطلاعاتی می باشد که از قبل به عنوان محتوا وجود داشته است، در حالی که فیلتر کردن مشارکتی براساس سلیقه ها و ترجیحات گذشته است. همچنین روش های ترکیبی نیز وجود دارد. هر دو روش دارای محدودیت هایی نیز هستند. اولین و مهم ترین محدودیت، وجود اطلاعات است. در فیلترینگ برحسب محتوا باید یکسری اطلاعات در مورد کل محصولات موجود باشد و براساس آن ها می توان تصمیم گرفت که پیشنهاد درست کدام است؛ اما در فیلترینگ براساس همکاری باید اطلاعاتی از روند انتخاب های گذشته و کاربران دیگر در سیستم وجود داشته باشد تا براساس آن رفتارها و اشتراکات پیشنهاد های مناسب به کاربران داده شود.

در ایران تعداد سایت های عرضه موسیقی و همچنین تعداد موسیقی هایی که روزانه منتشر می شوند، در حال افزایش است، اما اطلاعات پیرامون موسیقی و روند انتخاب های کاربران بسیار اندک می باشد. در این مقاله تلاش شده است، با استفاده از اطلاعات موجود، سیستمی در رابطه با پیشنهاد موسیقی (یک لیست پخش که می تواند با روش ها و اهداف مختلف مورد استفاده قرار گیرد) طراحی شود تا بتواند کمک مفیدی برای کاربران ایرانی باشد.

در ادامه، در بخش دو پیرامون کارهای انجام گرفته صحبت خواهد شد. در بخش سوم نگاهیست مسئله و الگوریتم مورد استفاده را تشریح کرده اند. بخش چهارم را به آزمایش ها و نتایج به دست آمده از آزمایش ها اختصاص داده و در بخش پنجم، به بیان نتیجه و به کارهای آینده، پرداخته می شود.

کارهای مرتبط

کومار و همکاران (kumar, 2013) مجموعه ای از موسیقی های موجود در یک پایگاه داده را به عنوان گره در یک گراف کاملاً متصل، در نظر گرفته اند. شباهت بین دو گره را با وزن لبه اتصال آن ها مرتبط ساخته و سپس مسئله تولید لیست پخش را با الگوریتمی شبیه به الگوریتم جستجوی حریصانه مرتبط ساخته اند.

یکی از مشکلات مهم برای این کار، اندازه گیری میزان شباهت موسیقی است. در صورتی که اندازه گیری تشابه به خوبی انجام شود، می تواند به طور قابل توجهی کیفیت توصیه ی موسیقی را بهبود بخشد.

در مقاله ی هان لئو و همکاران (Liu, 2012) سه روش، GA° ، MLE^{\dagger} و GP^{\ddagger} ، برای ارزیابی و تخمین میزان شباهت معرفی شده اند؛ که در آن، دو روش GA و MLE از یک تابع فاصله اقلیدسی مربع وزن ها^۴ استفاده می کنند، در حالی که روش GP مناسب ترین توصیه ها را برای هر کاربر پیدا می کند؛ اما توابع فاصله ساخته شده با استفاده از این سه روش مزایا و معایب مختلفی دارند. از آنجاکه در روش های GA و GP ، انتخاب به صورت تصادفی است، زمان محاسبه آن ها طولانی می باشد و کمترین پایداری را دارد. یک وبسایت توصیه گر، معمولاً دارای

^۱ www.amazon.com

^۲ Context filtering

^۳ Collaborate filtering

^۴ Maximum likelihood

^۵ Genetic algorithm

^۶ Genetic programming

^۷ Weighted squared Euclidean distance function



مهندسی برق، مکانیک، کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه شیراز

۱۵ شهریور ماه ۱۳۹۷

September 6, 2018

www.emce.ir

ثبت شده در پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)



تعداد زیادی کاربر است که این موضوع ممکن است باعث ایجاد بار سنگینی در سیستم شود؛ بنابراین، اگر زمان محاسبه مسئله مهمی باشد، می توان از روش MLE استفاده کرد. در صورتی که سیستم دارای توانایی محاسباتی بزرگ باشد، می توان از روش GP استفاده کرد.

همچنین در این مقاله در ابتدا، مکانیسم توصیه موسیقی، از کاربران درخواست می کند تا قطعات مورد علاقه خود را برچسب زده (Label گذاری کنند) و سپس توصیه گر، موسیقی مشابه را پیشنهاد می کنند. از این روش ها علاوه بر توصیه موسیقی، می توان برای بازیابی و طبقه بندی موسیقی و سایر برنامه های مرتبط با موسیقی مورد استفاده قرار گیرد. گرچه روش های پیشنهادی در ارائه توصیه های موسیقی عملکرد خوبی را بدست آورده اند، اما برخی از مسائل اساسی وجود دارند که باید در مورد آن ها بررسی های بیشتری انجام شود. مقاله ای سایتو و همکاران (MusiCube (Saito, 2011) را به عنوان یک رابط بصری برای انتخاب موسیقی معرفی کرده است. MusiCube نامدهای (آیکون ها) مربوط به موسیقی ها را در یک فضای دوبعدی به صورت دو ویژگی X و Y نمایش می دهد. کاربران می توانند ورودی ها را بر اساس موسیقی های شنیده شده، ارزیابی کنند. MusiCube ترجیحات آن ها را با استفاده از الگوریتم ژنتیک تعاملی یاد می گیرد و در انتها ارزیابی مثبت موسیقی ها، با استفاده از یک رنگ خاص نشان داده می شود.

در مقاله ای کاتاریا و همکاران (Katarya, 2017) یک سیستم پیشنهاد دهنده موسیقی ترکیبی پیشنهاد شده است که از الگوریتم های مبتنی بر گراف استفاده می کند تا براساس بازخوردهای ضمنی توصیه هایی را انجام دهد. در این مقاله یک گراف با محتوای چندلایه ساخته شده است که به ترتیب یک لایه برای هر نوع از محتوا می سازد. یک برچسب زمانی^۸ بر اساس لاگ یا سوابق شنیداری کاربران ایجاد می شود تا یک محتوای تصمیم گیری بسازد که براساس ویژگی های زمانی مرتب شده است. مانند روزهای هفته یا ماه، یا بخشی از یک روز (صبح یا ظهر).

سپس از این داده های ضمنی استفاده کرده تا موسیقی ها را براساس رفتار و تنظیمات کاربر در ویژگی های مختلف زمانی توصیه کند. در این مقاله از یک تکنیک زیستی^۹ که از الگوریتم PSO الهام گرفته شده است، استفاده شده تا نتایج هر چه بهتر و بهینه تر را تولید نماید.

در مقاله ای موجولی و همکاران (Mocholi, 2011) بر روی زمینه خاصی از موسیقی تمرکز کرده اند که کاربران مجبور به استفاده از وسایل الکترونیکی برای دسترسی به مجموعه های موسیقی خود می شوند. در این سناریو خاص، شخصی سازی اطلاعات و کمک در تولید فهرست های پخش برای بدست آوردن مجموعه های بهتر موسیقی ضروری است. بدست آوردن فهرست های بهینه به صورت خودکار با تعداد زیادی از آلبوم ها نمی تواند به طور مؤثر با راهبردهای محاسباتی سنتی انجام شود. برای غلبه بر این مشکل و دستیابی به سطح بالایی از شخصی سازی ابتدا مسئله را به صورت مسئله ی فروشنده ی دوره گرد نگاشت کرده و با استفاده از یک نسخه اصلاح شده از الگوریتم ACO، که قادر به حل هر دو مشکل بهینه سازی و نیاز شخصی سازی است، مسئله را حل نمودند.

در این مقاله با استفاده از این رویکرد، در ابتدا به شناسایی شباهت ها پرداخته و آن ها را معیاری از فاصله در نظر می گیرد. بخش بعدی، به توضیح ساختار و الگوریتم مورد استفاده می پردازد.

روش پیشنهادی

نگاشت به مسئله TSP

مسئله فروشنده دوره گرد^{۱۰} مسئله ای مشهور است که ابتدا در سده هجده، مسائل مربوط به آن توسط ویلیام همیلتون و توماس کرکمن مطرح شد و سپس در دهه ۱۹۳۰ شکل عمومی آن به وسیله ریاضیدان هایی مثل کارل منگر از دانشگاه هاروارد و هاسلر ویتنی از دانشگاه پرینستون مورد مطالعه قرار گرفت. شرح مسئله بدین شکل است:

^۸ Timestamp

^۹ Bio inspired

^{۱۰} Travelling salesman problem



مهندسی برق، مکانیک، کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه شیراز

۱۵ شهریور ماه ۱۳۹۷

September 6, 2018

www.emce.ir

ثبت شده در پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)



تعدادی شهر وجود دارد و همچنین هزینه مستقیم رفتن از یک شهر به شهر دیگر نیز در اختیار است، کم هزینه ترین مسیری که از یک شهر شروع شود و از تمامی شهرها دقیقاً یک بار عبور کند و مجدداً به شهر شروع بازگردد، مطلوب است.

در این مقاله هر موسیقی نماینده یک شهر است و شباهت های هر موسیقی با موسیقی دیگر در مفهوم فاصله بین شهرها نگاشت شده است. پارامترهایی از هر موسیقی که به منظور مقایسه ی شباهت و بدست آوردن فاصله، در نظر گرفته شده، به شرح زیر است:

الف) نام خواننده

این معیار بدین جهت در نظر گرفته شده است که زمانی که موسیقی از یک خواننده پخش می شود، موسیقی های دیگر از این خواننده که در لیست کلی وجود دارند، اولویت بیشتری پیدا کند.

ب) سبک موسیقی

سبک، گونه یا ژانر موسیقی، یک مقوله یا نام قراردادی است که برای توصیف صفات قطعه هایی از موسیقی که متعلق به رسوم مشترک هستند یا در دسته ای از قراردادها می باشند، بکار می رود. موسیقی می تواند از طرق بیشماری در سبک های گوناگون تقسیم بندی شود. از سه رده اصلی می توان: موسیقی هنری، پرتلفدار (پاپ) و سنتی را نام برد؛ اما در این مقاله، سبک های موسیقی محدود و به هر موسیقی یک سبک خاصی اختصاص داده شده است. مخزن داده را نیز با همین سبک های محدود، طراحی نموده اند.

ج) مدت زمان موسیقی

از این ویژگی بدین منظور استفاده شده که کاربر زمانی که در حال گوش دادن به موسیقی با مدت زمان کم یا زیاد می باشد، علاقه بیشتری به گوش دادن به موسیقی ای با مدت زمان تقریباً برابر دارد. پس شباهت موسیقی هایی که دارای طول برابر هستند، بیشتر خواهد بود.

د) آلبوم

هر موسیقی می تواند در دسته بندی بزرگ تری بنام آلبوم قرار گیرد که شامل مجموعه ای از موسیقی هاست. در ساختار پیشنهادی، هر موسیقی می تواند دارای آلبوم یا فاقد آن باشد.

ه) بازخورد مردمی

هر فرد میزان رضایت خود را با پارامتری به نام like و عدم رضایت خود را با استفاده از پارامتری به نام dislike مشخص می کند. برای هر موسیقی، در صورتی وجود این پارامترها، براساس فرمول یک معیاری محاسبه می شود:

$$\frac{like-dislike}{The\ number\ of\ songs\ played\ in\ the\ genre\ of\ music} \quad (1)$$

در این رابطه، تفاضل تعداد like ها از تعداد dislike ها بر تعداد دفعات پخش آن موسیقی در ژانر مورد نظر تقسیم می شود.

در صورتی که این پارامتر مقداری کمتر از صفر گرفت آن را صفر در نظر می گیرند.



مهندسی برق، مکانیک، کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه شیراز

۱۵ شهریور ماه ۱۳۹۷

September 6, 2018

www.emce.ir

ثبت شده در پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)



با توجه به پارامترهای بالا، فاصله بین کلیه شهرها را از یکدیگر، به گونه‌ای که معکوس شباهت آن‌ها مدنظر باشد، محاسبه می‌کنند. به عبارت دیگر، آن دسته از موسیقی‌هایی که دارای شباهت بیشتری به یکدیگر هستند، دارای فاصله کمتری از هم باشند. بدین ترتیب مسئله را به مسئله‌ی فروشنده‌ی دوره‌گرد تبدیل کرده و آن را به وسیله‌ی الگوریتم PSO حل کرده‌اند که شرح کار الگوریتم در بخش زیرین آمده است.

الگوریتم PSO

مروری بر الگوریتم و ساختار هوش جمعی

الگوریتم PSO یک الگوریتم جستجوی جمعی است. این الگوریتم در سال ۱۹۹۵ توسط ابرهارت و کندی برای اولین بار به عنوان یک روش جستجوی غیرقطعی برای بهینه‌سازی توابع مطرح شد. در PSO، ذرات در فضای جستجو جاری می‌شوند. تغییر مکان ذرات در فضای جستجو تحت تأثیر تجربه و دانش خود ذرات و همسایگان آن‌هاست؛ بنابراین موقعیت دیگر ذرات توده، بر روی چگونگی جستجوی یک ذره اثر می‌گذارد. نتیجه‌ی مدل‌سازی این رفتار اجتماعی فرایند جستجویی است که ذرات به سمت نواحی موفق میل می‌کنند. ذرات از یکدیگر می‌آموزند و بر مبنای دانش بدست آمده، به سمت بهترین همسایگی‌های خود می‌روند. اساس کار PSO بر این اصل استوار است که در هر لحظه هر ذره مکان خود را در فضای جستجو با توجه به بهترین مکانی که تاکنون در آن قرار گرفته است و بهترین مکانی که در کل همسایگی‌اش وجود دارد، تنظیم می‌کند. این الگوریتم در دسته الگوریتم‌های هوش جمعی جای می‌گیرد.

هوش جمعی خاصیتی سامانده است که در این سیستم، عامل‌ها به طور محلی باهم همکاری می‌نمایند و رفتار جمعی تمام عامل‌ها باعث یک همگرایی در نقطه‌ای نزدیک به جواب بهینه سراسری می‌شود. نقطه قوت این الگوریتم‌ها، عدم نیاز آن‌ها به یک کنترل سراسری می‌باشد. هر ذره (عامل) در این الگوریتم‌ها، خودمختاری نسبی دارد که می‌تواند در سراسر فضای جواب‌ها حرکت کند و می‌بایست با سایر ذرات (عامل‌ها) همکاری داشته باشد.

پارامترهای الگوریتم

X_i : پارامتری برای حرکت هر ذره می‌باشد. ترتیب اعمال آن به این صورت است که به تعداد نودهای (شهرها) مسئله دارای پارامتر می‌باشد و جهت حرکت و طریقه‌ی حرکت بین شهرها را مشخص می‌کند. به عبارتی ماتریسی است که تعداد آن برابر تعداد موسیقی‌ها و هر خانه از آن مختص یک موسیقی می‌باشد.

d_i : با توجه به پارامتر X بین هر دو موقعیت، فاصله d_{ij} که برابر است با فاصله‌ی شهر i تا j ام، که مطابق رابطه ۲ می‌باشد:

$$d = (d_{12}, d_{23}, \dots, d_{(n-1)n}) \quad (2)$$

$Cost_i$: با توجه به پارامتر X و فواصل d ، هزینه یا فاصله طی شده برای هر موقعیت از چینش شهرها از رابطه‌ی ۳ محاسبه می‌گردد:

$$Cost_i = \sum d \quad (3)$$

V_{ij} : سرعت حرکت از هر شهر به شهر دیگر می‌باشد.

$P_{i.best}$: بهترین موقعیتی که ذره i ام یافته است را با $P_{i.best}$ تعریف می‌کنند.

$P_{g.best}$: بهترین موقعیتی که بهترین ذره در بین کل ذرات پیدا کرده است را با $P_{g.best}$ تعریف می‌کنند.

برای بروز رسانی محل و سرعت هر کدام از ذرات از رابطه ۴ استفاده شده است:

$$V_i(t) = W * V_i(t-1) + c_1 * rand_1 * (P_{i.best} - X_i(t-1)) + c_2 * rand_2 * (P_{g.best} - X_i(t-1))$$

$$X_i = X_i(t-1) + V_i(t) \quad (4)$$



مهندسی برق، مکانیک، کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه شیراز

۱۵ شهریور ماه ۱۳۹۷

September 6, 2018

www.emce.ir

ثبت شده در پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)



- W : ضریب وزنی اینرسی (حرکت در مسیر خودی) که نشان دهنده میزان تأثیر بردار سرعت تکرار قبل بر روی بردار سرعت در تکرار فعلی است.

- C_1 : ضریب ثابت آموزش (حرکت در مسیر بهترین مقدار ذره مورد بررسی)
- C_2 : ضریب ثابت آموزش (حرکت در مسیر بهترین ذره یافت شده در بین کل جمعیت)
- $rand_1, rand_2$: دو عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه صفر تا یک
- $V_i(t-1)$: بردار سرعت در تکرار $(t-1)$ ام
- $X_i(t-1)$: بردار موقعیت در تکرار $(t-1)$ ام

برای محاسبه ی مقادیر W ، C_1 و C_2 از قاعده ی Constriction Coefficients که در مقاله (Pranava, 2013) مطرح شد استفاده کرده اند که از طریق فرمول ۵ محاسبه می گردد:

$$\chi = \frac{2}{\phi - 2 + \sqrt{\phi^2 - 4\phi}} \quad (5)$$

$$\phi_1, \phi_2 > 0$$

$$\phi = \phi_1 + \phi_2 > 4$$

$$W = \chi$$

$$C_1 = \chi \phi_1$$

$$C_2 = \chi \phi_2$$

که در آن مقادیر ϕ_1, ϕ_2 را با توجه به مقاله ی (Pranava, 2013) برابر ۲/۰۵ در نظر گرفته شده است.

روش کار الگوریتم

با توجه به پارامترهای بالا کلیات الگوریتم به صورت زیر است:

- A. تولید جمعیت اولیه
- B. شروع حلقه
 ۱. ارزیابی تابع هدف (محاسبه میزان هزینه یا برازندگی ذرات)
 ۲. ثبت بهترین موقعیت برای هر ذره ($P_{i.best}$) بهترین موقعیت در بین کل ذره ها ($P_{g.best}$)
 ۳. بروز رسانی بردار سرعت تمام ذره ها
 ۴. انتقال ذره به موقعیت های جدید
 ۵. اعمال جهش بر روی ذره ها
 ۶. بررسی ذره بعد از اعمال جهش و در صورت دارا بودن هزینه ی کمتر جایگزین کردن آن با ذره
 ۷. اضافه کردن به شمارنده ی حلقه

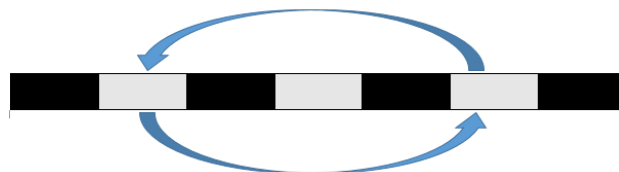
۸. بررسی همگرایی (رسیدن به دور تکرار معین) در صورت نقض شدن شرط، پایان حلقه در غیر این صورت شروع مجدد از مرحله ۱.

الگوریتم (۱) الگوریتم PSO

اما چون بهترین پاسخ به جمعیت اولیه بستگی دارد و در ادامه، با توجه به جمعیتی که تولید شده، همگرا می شود. همچنین روند جهش در برنامه اعمال شد، تا با بدست آوردن هزینه خروجی جهش و مقایسه آن با هزینه فعلی و جایگزینی آن ذره ای که دارای کمترین هزینه است، جواب حاصل بهینه تر گردد. همچنین با توجه به این که برای جایگزینی، هزینه ذره با هزینه به دست آمده از جهش مقایسه می شود، در هر دور تکرار با این فرض که حاصل جهش، ذره ای دارای کمترین هزینه باشد، بر روی بهترین ذره هم جهش را اعمال کرده و اگر دارای هزینه بهینه تری بود، آن را به عنوان بهترین ذره جایگذاری می کنند. برای اعمال جهش از سه روش بصورت تصادفی استفاده کرده اند که هر ذره برای جهش موقعیت های اولیه انتخاب شده را به صورت تصادفی از طریق یکی از روش های زیر، جهش بر روی آن اعمال گردد.

Swap-۱

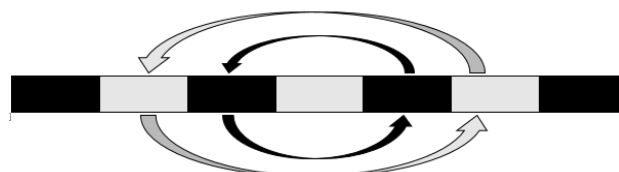
در این حالت ابتدا دو عدد به صورت تصادفی انتخاب می شوند. البته محدودیتی هم وجود دارد که این اعداد انتخابی باید در بازه دوتایی تعداد نودهای مسئله باشند و همچنین نباید یکسان باشند. با انتخاب این دو عدد مقداری را که در مکان خانه آن ها موجود است را با یکدیگر تغییر می دهند.



شکل (۱) روش swap

Reversion - ۲

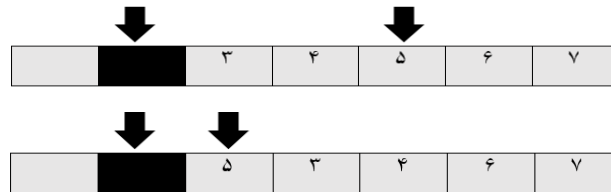
همانند روش قبلی، دو عدد تصادفی انتخاب می کنند. در این حالت علاوه بر جابه جایی این دو عدد، اعدادی که بین آن ها قرار دارند دوبه دو، باهم جابه جا می کند.



شکل (۲) روش Reversion

Insertion-۳

در این حالت نیز مجدداً دو عدد تصادفی ایجاد کرده و مقداری که در خانه عدد دوم قرار دارد را در خانه بعد از عدد تصادفی اول قرار می دهند.



شکل (۳) روش Insertion

این سه روش کمک می کند تا پاسخ های بهینه تر تولید شود.

بخش بعدی به بررسی آزمایش های صورت گرفته بر روی روش پیشنهادی می پردازد.

آزمایش

برای آزمایش روش پیشنهادی از یک مخزن داده که شامل ۱۲۰ موسیقی ایرانی بود، استفاده کرده اند. این مخزن داده شامل ۴۴ خواننده است که در چهار ژانر مختلف دسته بندی شده اند. خروجی ها نیز به صورت چهار پیشنهاد برای پخش موسیقی بعدی، در اختیار کاربران قرار داده می شوند.

برای اجرای الگوریتم از رایانه ای با ۸ گیگابایت رم و پردازنده ی Core i5 استفاده شد و الگوریتم بر روی متلب a ۲۰۱۶ نوشته و اجرا گردید. شرط خاتمه ی الگوریتم نیز رسیدن به تعداد مشخصی تکرار در نظر گرفته اند (تعداد تکرار ۱۳۰ و جمعیت اولیه ی ذرات ۱۰۰ در نظر گرفته شد).

در زیر چند نمونه از خروجی نشان داده شده و به بررسی محتوایی آن ها پرداخته اند.

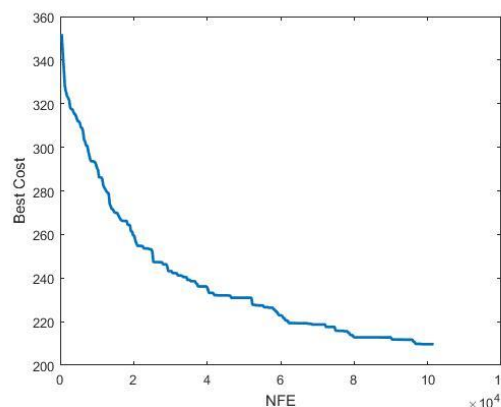
'You Are Play'	"رگ خواب"
'Recomend 1'	"ابر می بارد"
'Recomend 2'	"آهای خبردار"
'Recomend 3'	"شمع و پروانه"
'Recomend 4'	"زیر سقف دودی"

شکل (۴) خروجی الگوریتم برای آزمایش

در اجرای اول همان طور که مشاهده می کنید در خروجی چهار موسیقی به عنوان پیشنهاد اول به کاربر داده شده است. با بررسی این موسیقی ها مشاهده می شود که موزیک در حال پخش، به اسم رگ خواب، از همایون شجریان بوده و در قسمت پیشنهادات سه موسیقی اول

پیشنهاد شده، هر سه از این خواننده بوده و هر همگی آن‌ها دارای یک سبک هستند. اما در مورد موسیقی چهارم، زیر سقف دودی، این موسیقی با این که دارای خواننده‌ای متفاوتی است اما از لحاظ سبک با موسیقی های دیگر مشابهت دارد. برای رسیدن به پاسخ بهینه، بهتر است که تعداد پیشنهادات به تعداد پنج عدد برسد. البته موسیقی پنجم باید با فاصله‌ی بیشتری با موسیقی در حال پخش انتخاب گردد. دلیل انجام این کار این است که کاربر از چرخه شباهت‌ها خارج گردد، چون اگر تمام پیشنهادها شبیه به هم باشد کاربر تنها به موسیقی‌های یکسانی گوش خواهد داد و موسیقی های دیگر فرصت انتخاب شدن را از دست می‌دهند. با این کار به موسیقی های دیگر هم این فرصت داده می‌شود که در چرخه‌ی انتخاب قرار گیرند.

همچنین برای بررسی از پارامتر دیگری به اسم NFE هم استفاده شده‌است. با استفاده از این پارامتر تعداد فراخوانی‌های تابع هزینه را با بهترین هزینه‌ی بدست آمده مقایسه و بررسی می‌کنند. همان طور که در شکل شماره‌ی ۵ مشاهده می‌شود، در ابتدا روند سقوط مسافت زیاد بوده و رفته‌رفته این روند کم‌تر شده و الگوریتم به مسیری قابل قبول می‌رسد. البته چون شرط خاتمه‌ی الگوریتم تعدادی مشخصی تکرار است، ممکن بود در صورت بیشتر نمودن این تکرارها نتیجه‌ی بهتری نیز حاصل گردد.



شکل (۵) بررسی تعداد فراخوانی‌های تابع هزینه با بهترین هزینه

تعداد تکرار	تعداد جمعیت اولیه	NFE (ACO)	NFE (PSO)	بهترین هزینه (ACO)	بهترین هزینه (PSO)	مدت زمان اجرا (ACO)	مدت زمان اجرا (PSO)
۱۳۰	۱۰۰	۱۳۰۰۰	۳۰۰۰۰	۲۲۴/۱	۲۳۵/۱۳	۲۸/۲۴	۳/۴۳
۱۳۰	۱۳۰	۱۶۹۰۰	۳۷۸۳۰	۲۱۹/۹۸	۲۳۲/۳۷	۳۷/۶	۳/۵۸
۱۳۰	۱۶۰	۲۰۸۰۰	۴۵۶۶۰	۲۱۸/۵۴	۲۲۷/۴۱	۴۵/۹۲	۴/۲
۱۶۰	۱۰۰	۱۶۰۰۰	۳۶۹۰۰	۲۱۷/۸۹	۲۲۵/۸۹	۳۵/۹	۳/۵
۱۶۰	۱۶۰	۲۵۶۰۰	۵۶۱۶۰	۲۱۶/۱۹	۲۲۳/۶۲	۵۶/۱۴	۵/۰۶
۲۰۰	۱۰۰	۲۰۰۰۰	۴۶۱۰۰	۲۱۴/۴۹	۲۲۴/۳۶	۴۴/۴۴	۴/۱
۲۰۰	۲۰۰	۴۰۰۰۰	۸۶۲۰۰	۲۱۲/۱۱	۲۲۲/۳۴	۸۸/۷۶	۷/۷۷
۲۵۰	۲۵۰	۶۲۵۰۰	۱۸۹۳۰۰	۲۰۷/۳۶	۲۱۳/۵۶	۱۵۱/۱۱	۱۷/۲

جدول (۱) مقایسه‌ی الگوریتم‌های ACO و PSO

برای اجرای دوم الگوریتم، موسیقی دیگری انتخاب شد. ویژگی این موسیقی در مخزن داده این است که تنها یک موسیقی از خواننده آن وجود داشته‌باشد. خروجی حاصل در شکل زیر آمده است:



مهندسی برق، مکانیک، کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه شیراز

۱۵ شهریور ماه ۱۳۹۷

September 6, 2018

www.emce.ir

ثبت شده در پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)



'You Are Play'	"وابستت شدم"
'Recomend 1'	"رسوایی"
'Recomend 2'	"نیمه ی جانم"
'Recomend 3'	"به چشمهات قسم"
'Recomend 4'	"کوه"

شکل (۶) خروجی الگوریتم برای آزمایش

با بررسی این موسیقی ها مشاهده می شود که تمام موسیقی های پیشنهاد شده دارای یک سبک هستند. البته خواننده ی دو موسیقی اول در لیست پیشنهادی یکسان هستند. همچنین مدت زمان آن ها در یک رنج قرار دارد و از سه دقیقه و سی ثانیه بیشتر نمی شوند. همچنین این الگوریتم را با الگوریتم ACO نیز مقایسه شد که نتیجه آن در جدول ۱ بیان شده است.

همان طور که در جدول ۱ مشاهده می شود، الگوریتم ارائه شده در این مقاله در مقایسه با ACO در پیدا کردن بهینه ترین هزینه در شرایط برابر، کمی ضعیف تر عمل نموده است اما در مقایسه با زمان صرف شده الگوریتم PSO این مقاله اختلاف چشم گیری با ACO دارد، با بیشترین تکرار و جمعیت اولیه الگوریتم PSO از بهترین زمان ACO، زمان بهتری را ثبت نموده است و این نکته ی برتری الگوریتم این مقاله نسبت به الگوریتم ACO است. حتی می توان گفت در زمان برابر اجرای دو الگوریتم، الگوریتم PSO می تواند هزینه بهتری را بدست آورد همچنین زمان بهینه این روش، امکان استفاده از آن را به صورت آنلاین فراهم می کند.

همچنین برای بررسی عملی این پیشنهادات، در یک جامعه آماری با تعداد ۲۰ کاربر و تکرار آزمایش حداقل پنج بار آزمایش شد. نکته ی جالبی که در این آزمایشات وجود دارد این است که تقریباً همه ی کاربران به موسیقی که قبلاً گوش داده اند، برای پخش علاقه ی بیشتری داشتند اما در مجموعه طبق بازخوردهایی که دریافت شد سیستم در آزمایشات موفق بوده است.

نتایج

در این مقاله تلاش شد با استفاده از الگوریتم PSO و نگاشت مسئله، به مسئله فروشنده دوره گرد، بر اساس موسیقی در حال پخش یک لیست پخش مناسب پیشنهاد شود. این پیشنهاد می تواند هم برای سیستم های آنلاین و هم برای سیستم های آفلاین مورد استفاده قرار گیرد، زیرا زمان پیشنهاد قابل قبولی را به همراه دارد.

همچنین با استفاده از این روش پیشنهادی می توان در زمانی که هیچ گونه اطلاعاتی از کاربران -بجز موسیقی ای که هم اکنون در حال پخش است- وجود ندارد، استفاده کرد و به کاربر براساس موسیقی در حال پخش، پیشنهادهای بهینه ای ارائه نمود.

در قدم بعدی هدف این است که به تدریج، با جمع آوری اطلاعات کاربران و دخیل کردن آن ها، بتوان انتخاب های بهینه تری را به کاربران ارائه نمود. و همچنین در صورت داشتن اطلاعات بیشتر از کاربران می توان از فیلترهای همکاری استفاده کرده و آن را با روش پیشنهادی ترکیب نمود. همچنین برای شناسایی شباهت ها، ویژگی های جدیدی از جمله آنالیز موج فوری را مورد استفاده قرار داد.

مراجع

- [1] ROGER BOHN, JAMES SHORT, 2012, Measuring Consumer Information, International Journal of Communication 6, 980-1000
- [2] Greg Linden, Brent Smith, 22 January 2003, and Jeremy York, Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering, IEEE Internet Computing, 76 - 80



کد اختصاصی همایش:
۹۷۱۸۰-۴۱۰۰۵



مهندسی برق، مکانیک، کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه شیراز

۱۵ شهریور ماه ۱۳۹۷

September 6, 2018

www.emce.ir

ثبت شده در پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)



- [3] Karan Kumar Budhreja, Ashutosh Singh, Gaurav Dubey, Arun Khosla, 17 January 2013, Probability Based Playlist Generation Based on Music Similarity and User Customization, NATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING AND COMMUNICATION SYSTEMS
- [4] Ning-Han Liu, 2012, Comparison of content-based music recommendation using different distance estimation methods, Springer Science + Business Media & LLC 2012
- [5] Yuri Saito, Takayuki Itoh, 2011, MusiCube: A Visual Music Recommendation System featuring Interactive Evolutionary Computing, VINCI '11
- [6] Rahul Katarya & Om Prakash Verma, 2017, Efficient music recommender system, Springer Science+Business Media New York 2017
- [7] Jose A. Mocholi, Victor Martinez, Javier Jaen, Alejandro Catala, 2011, A multicriteria ant colony algorithm, Elsevier
- [8] G.Pranava, P.V.Prasad, 2013, Constriction Coefficient Particle Swarm Optimization for Economic Load Dispatch with Valve Point Loading Effects, International Conference on Power