**چکیده:**

یکی از ویژگی های مهم شبکه ها ی بزرگ ‘community’ها یا همان اجتماع ها است.شناسایی آنها تاثیر بسیار مهمی در فهم وشناخت بهتر شبکه دارد.

به طور کلی مساله شناسایی اجتماع ها می تواند تبدیل به یک مساله بهینه سازی مادولاریتی modularity optimization شود.

راه حل هایی که برای حل مساله های بهینه سازی مادولاریتی وجود دارند ،محدودیت سایز دارند به این معنی که نمیتوانند اجتماع های کوچکتر از حد مشخصی را تشخیص بدهند.

در این مقاله ما الگوریتمی ارایه میدهیم که بر مبنای cellular learning automata است وبه پیدا کردن اجتماع ها در شبکه های بزرگ می پردازد.الگوریتم ما کل شبکه را به عنوان یک اتوماتای یادگیری غیر منظم (ICLA) مدل میکند و بطور بهینه اجتماع های آن را پیدا میکند.

این الگوریتم مشکل رزولوشن ومحدودیت سایز در بهینه سازی modularityرا باهمکاری بین دو محیط محلی و کلی، به طور کامل حل میکند. این الگوریتم روی داده های ساختگی وواقعی آزمایش شده و توانسته به طور موثر اجتماع ها را در شبکه های پیچیده شناسایی نماید.

**مقدمه:**

بسیاری از سیستم های دنیای واقعی مانند شبکه های اجتماعی ،شبکه های اطلاعات ،شبکه های بیولوژیکی و... می توانند توسط شبکه های پیچیده مدل شوند. اجتماع ها به عنوان ویژگی مهم و مشترک این شبکه ها در نظر گرفته شده است.یک اجتماع می تواند به طور کلی به عنوان یک گروه از گره ها با چگالی بالای ارتباطات داخلی و ارتباط کم با گروه های دیگر توصیف شود.

Modularity

مدولار بودن یک تابع ارزیابی بسیار مهم برای ارزیابی کیفیت/اهمیت اجتماع ها در شبکه است، که توسط Newmanو Girvanمعرفی شده است.طبق این معیار، مساله ی پیدا کردن اجتماع ها میتواند به مساله بهینه سازی مدولارتی تبدیل شود که مساله ای از نوع np-hardاست.در سالهای اخیر روش های بهینه سازی متعددی برای حل مساله پیداکردن اجتماع ها در شبکه های پیچیده پیشنهاد شده است .الگوریتم هایی مانندFN,CNM,بهینه سازی افراطی یا extremal /بهینه سازی جستجوی گروهی والگوریتم ژنتیک.

بااین حال/تحقیقات Fortunato and Barth´elemyنشان دادند که الگوریتم بهینه سازی modularity ممکن است موفق به پیدا کردن اجتماع های کوچکتر از حدمشخصی نشود.این مساله به مساله محدودیت رزولوشن در بهینه سازی مادولاریتی معروف است.

برای غلبه بر این محدودیت معیارهای کیفیت دیگری مطرح شده اند تا اجتماع های با سایز های مختلف را پیدا کنند.اکثر این معیارها برای تعیین سطح رزولوشن ساختار جامعه نیاز به یک پارامتر قابل تنظیم دارند.یکی دیگر از رویکرد های حل این محدودیت رزولوشن ،فرموله کردن مساله پیداکردن اجتماع هابه عنوان یک مساله بهینه سازی باچند هدف بود.

این گونه الگوریتم به وسیله بهینه سازی همزمان تابع هدفی که ساختار اجتماع را از دیدگاه های مختلف ارزیابی میکرد، ها به نقطه بهینه Paretoدر حل دست می یابند.

اتوماتای سلولی یادگیرنده(CLA) یک مدل ریاضی قدرتمند برای حل بسیاری از مسایل غیرمتمرکز و پدیده های پویااست که با ترکیب اتوماتای سلولی (CA) و اتوماتیک یادگیری (LA)کار میکند. اتواماتای سلولی یادگیرنده را می توان به عنوان یک کلاس از ماشین های سلولی تعریف کرد که به هر سلول یک ماشین یادگیری اختصاص داده می شود. ایده اصلی اتوماتای یادگیری سلولی این است که احتمال انتقال حالت های تصادفی در اتوماتای سلولی را با استفاده از اتوماتای یادگیری تنظیم کنیم. اتوماتای سلولی یادگیرنده نسبت به اتوماتای سلولی برتر است؛ زیرا اتوماتای یادگیرنده ای که در سلول ها وجود دارد، توانایی یادگیری را فراهم می کند.همچنین بخاطر حالت سلولی این مزیت را دارد که میتواند با ایجادامکان تعامل برای اتوماتای یادگیری موجود در هر سلول ،الگوهای پیچیده را هم تولید کنند.

اتوماتای یادگیری سلولی به طور موفقیت آمیزی در زمینه های زیادی مانند پردازش تصویر ،شبکه حسگرها،بهینه سازی عددی و تحلیل های جامعه شناسی مورد استفاده قرار گرفته است.

در این مقاله، یک الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیری سلولی به نام CLA-net برای تشخیص اجتماع ها در شبکه های پیچیده پیشنهاد می شود.در الگوریتم کل شبکه به عنوان یک اتوماتای یادگیری سلولی نامنظم (ICLA) مدل میشود.بطوریکه هر نود به یک سلول از اتوماتای سلولی یادگیرنده اختصاص دارد وهر سلول به یک اتوماتای یادگیری مجهز است. ازطریق تعامل با هر دو محیط کلی و محلی، اتوماتای یادگیری سلولی تکامل یافته و به تدریج اجتماع ها را به طور بهینه در شبکه پیدامیکند.

Contributionسهم اصلی ما به طور خلاصه به این شرح است:

1-ما اتوماتای یادگیری سلولی را برای حل مشکلات قبلی که در زمینه پیدا کردن اجتماع ها در شبکه های پیچیده بود/ معرفی کردیم.

2-این الگوریتم با ایجاد امکان تعامل در محیط محلی و کلی /مشکل محدودیت رزولوشن وسایز احتماع ها را حل کرد.

3-ازمایش روی داده های واقعی و شبیه سازی شده بهینه بودن وکارامد بودن این الگوریتم را تصدیق میکنند.

(ادامه مقاله به این شکل است که.....)

**2-پیش نیاز های مرتبط**

2.1تعریف ساختار اجتماع

یکی از ویژگی های مهم شبکه ها ی بزرگ ‘community’ها یا اجتماع ها است. یک اجتماع می تواند به طور کلی به عنوان یک گروه از نود ها که چگالی بالایی در ارتباطات داخلی و وارتباط بسیار کمی با سایر گروه هادارند، توصیف شود.این تعریف از جهت هایی مبهم است.هنگام برخورد با مثال شناسایی اجتماع ما باید تعریف دقیق و روشن تری از مفهوم اجتماع داشته باشیم.مااینجا چند تعریف دقیق تر از آن را ارایه میدهیم که در حوضه ی شناسایی اجتماع ها پذیرفته شده اند.

به طور کلی یک شبکه را می توان توسط گراف ساده G = (V,E) که در آن Vمجموعه گره ها و E = {(i, j)|i, j ∈ V } مجموعه یالها یا ارتباطاتی است که بین گره ها وجود دارد.اگر گراف را با ماتریس مجاورت Aنمایش دهیم .نمایش گراف با ماتریس مجاورت یک نمایش منحصر به فرد است.ماتریس مجاورت را به این صورت تعریف میکنیم که درایه. Aij = 1اگر دو گره iوj به ظور مستقیم به هم وصل بودند ودر غیر این صورت Aij = 0.

Radicciپیشنها د داد که از برای تعریف اجتماع از دوبخش استفاده کنیم.

 زیرشبکه C ⊂ G,را در نظر بگیرید.درجه هرگره ی i ازین زیرشبکه ،شامل دوبخش است:

: تعداد یالهایی که گره iرا به گره هایی که در زیرشبکه cاست وصل میکند

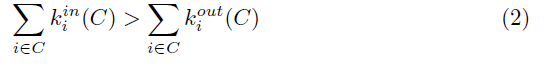
 و تعداد یالهایی است که ازگره iبه سایرشبکه وصل است.

یک اجتماع قوی زیرشبکه ای است که محدودیت زیر را ارضا کند:



در یک اجتماع قوی،هر گره ارتباطات بیشتری با یکی از اجتماع ها دارد ودرنتیجه به آن اجتماع تعلق دارد.

برای اجتماع ضعیف بودن لازم است که جمع درجه گره ها با اجتماع ،بزرگتر از جمع درجه ارتباطات گره با سایر اجتماع ها باشد .اجتماع ضعیف یک محدودیت ضعیف است:



واضح است طبق این تعریف ها یک اجتماع قوی،اجتماع ضعیفی هم هست ولی عکس قضیه همواره برقرار نیست.

تعریف دیگری برای اجتماع توسط Raghavanارایه شده است.این تعریف برگرفته از تعریف اجتماع در دنیای واقعی است که ماهم در الگوریتم پیشنهادی از آن استفاده میکنیم.

اگر Ωمجموعه اجتماع های موجود در شبکه باشد.پس |Ω|هم تعداد اجتماع های شبکه را نشان میدهد.کل درجه های هرگره نهایتا به |Ω|بخش تقسیم میشود:

 که

تعداد یالهای بین گره iوگره های متعلق به اجتماع Cاست

برای اجتماع مشخص c،تعریف RAGHAVANبصورت زیر نوشته میشود



لازم است تمام گره ها ارتباط بیشتری(یامساوی) با اجتماعی که به ان تعلق دارند داشته باشند( نسبت به سایر اجتماع ها).زمانی که فقط دوتا اجتماع داریم این تعریف تقریبا همان تعریف اجتماع قوی است که پیشتر ارایه شد.

اما زمانی که شبکه بیشتر از دوتا اجتماع دارد،محدودیت Raghavanضعیف تر از محدودیتی است که برای اجتماع قوی لازم داریم.

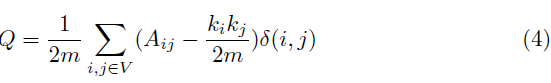
2.2شناسایی اجتماع ها

هدف الگوریتم های شناسایی اجتماع آن است که شبکه را به مهترین اجتماع ها تقسیم کند.ازین رو ، پیدا کردن اجتماع در شبکه پیچیده به طور طبیعی قابل تبدیل به یک مساله بهینه سازی است.برای این منظورNewman and Girvanمفهموم modularityرا ارایه دادند، که تبدیل به یک معیار گسترده برای شناسایی ساختار جامعه شده است.

ایده ی مادولاریتی نشات گرفته ازین است که هیچ اجتماعی نیست که انتظار داشته باشیم در یک شبکه تصادفی پیدا شود.

مادولاریتی اهمیت اجتماع را در شبکه اندازه میگیرد،بامقایسه نبست یالها در اجتماع داده داده شده به عدد قابل انتظار ما برای این نسبت در یک شبکه کاملا تصادفی.

فرمول مادولاریتی را به شکل زیر می توان نوشت:



M: تعداد یالهای شبکه

Aij : تعداد درایه های ماتریس مجاورت شبکه

Ki: درجه گره i

δ(・) : تابع دلتای کرونیکر تعمیم یافته ، به این صورت کهδ(i, j) = 1 برای زمانی که iوjیکسان باشند ودر غیر این صورت صفر است.

kikj/2m : این ترم مقدار قابل انتظار ما از درجه های ارتباط بین دو گرهiوj در یک شبکه تصادفی با اندازه توزیع درجه یکسان است.

اگر تعداد درجات با اجتماع بزرگتراز مقدار قابل انتظار در شبکه تصادفی بود مقدار Qبزرگتر از 0می شود.هرچه مقدار Qبزرگتر باشد نشان دهنده اهمیت بیشتر این اجتماع در شبکه است.

براساس مادولاریتی،مساله شناسایی اجتماع ها برابر با یک مساله بهینه سازی است.

ثابت شده است مساله پیدا کردن مادولاریتی بهینه یک مساله NP\_hardاست.باتوجه به اینکه تعداد تقسیم بندی های ممکن رشد بیشتری از هر توانی از اندازه شبکه دارد.تعداد بسیار زیادی از روش های بهینه سازی پیشنهاد داده شده است تا مساله شناسایی اجتماعات در شبکه را حل کنند. Newmanیک الگوریتم حریصا نه به نام FNپیشنهاد داد که در ابتدا هر گره را یک گروه در نظر گرفته سپس هردو گره را طوری ادغام میکند که مادولاریتی بیشتری حاصل شود.

Clausetاز یک ساختمان داده ی پیچیده استفاده کرد تا پیچیدگی محاسبات مدولاریتی را کاهش دهد وبا این کار الگوریتم FN برای شبکه های بزرگ هم قابل استفاده شد.

Duch and Arenasالگوریتم تقسیم بندی را ارایه دادند که مادولاریتی را با استفاده از یک جستجوی اکتشافی بر اساس extremal optimizationبهینه میکند.

Kumar and Jayaraman از تکنیک بهینه سازی جستجو گروهی برای پیدا کردن اجتماع های بهینه در شبکه های دنیای واقعی استفاده کردند.

Shangیک الگوریتم ژنتیک بهبود یافته به نام MIGAمعرفی کرد ورویکرد جدیدی برای ماکزیمم کردن مادولاریتی ساخت.

Fortunato and Barth´elemy نشان دادند که الگوریتم های مبتنی بر بهینه سازی مدولار ممکن است اجتماع های کوچکتر از اندازه مشخصی را نتوانند شناسایی کنند.این اندازه به اندازه کل شبکه ودرجه ارتباط راخلی بین اجتماع های مختلف بستگی دارد.این قضیه به محدودیت رزولوشن معروف است.برای غلبه بر این محدودیت معیار های زیادی برای ارزیابی اجتماع ها در مقیاس های مختلفی مطرح شد.

Arenas یک پارامتر مقیاس برای مادولاریتی معرفی کرد تا سطح رزولوشن را تنظیم کند. Liیک نوع دیگر از مادولاریتی به نام چگالی مادولاریتی را تعریف کرد تا اهمیت اجتماع را اندازه بگیرد.

Pizzuti معیار امتیاز جامعه Community Score (CS)را مطرح کرد تا تضمین کند که بین اجتماع باید ارتباطات زیاد وارتباط بین اجتماع ها اندک باشد.

Lancichinetti پیشنهاد داد را ازمعیار Community Fitness (CF)استفاده کنیم ومقیاس اجتماع ها را اندازه بگیریم.

یک رویکرد دیگر برای حل محدودیت رزولوشن این است که مساله شناسایی اجتماع را به صورت یک مساله بهینه سازی چند منظورهmulti-objective optimizationتعریف کرد.الگوریتم های بهینه سازی چند منظوره با بهینه سازی همزمان چند هدف که از جهات مختلف مساله را ارزیابی میکند ،میتواند نقطه Paretoبهینه را پیدا کند.

Shiمدولاریتی را به دوتابع هدف متضاد تقسیم کردند وبااستفاده از الگوریتم تکاملی PESA-IIآنرا بهینه کردند. Pizzuti با در نظرفتن دو معیار CS,CFبه عنوان دوهدف واستفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-IIبه بخش بندی بهینه دست یافت.

Gongالگوریتم MOEA/D-Netرا مطرح کرد که دو تاتابع هدف متضاد که از تجزیه چگالی مادولاریتی بدست امده بود را بهینه می کند.

همچنین بهینه سازی هایی روی توابع هدف مشتق شده از چگالی مادولاریتی انجام داد.

3-نظریه اتاماتای یادگیری سلولی

در این بخش/اتوماتای سلولیCAو اتوماتای یادگیریLAبه طور مختصر بررسی وسپس نظریه اتاماتای یادگیری سلولی(CLA) مطرح میشود.که ترکیبی از اتاماتای سلولی واتاماتای یادگیری است.در نهایت تعریفی از اتاماتای یادگیری سلولی نامنظمICLA به عنوان حالتی از اتاماتای یادگیری سلولی ارایه میشود.

3.1اتاماتای سلولی

اتوماتای سلولیCAیک مدل ریاضی از شبکه پیچیده است که از تعداد زیادی اجزای ساده یکسان ساخته شده که این اجزا باهم تعامل محلی دارند.اتواماتای سلولی یک مدل دینامیک غیر خطی ودر محیط وزمان گسسته است.اتوماتای سلولی شامل یک شبکه از سلولهای یکسان است که همه انها تعداد متناهی حالت دارند.محیط محلی یک سلول شامل خود سلول وهمسایه هایش است.در هر واحد گسسته زمانی /سلولهای اتاماتای سلولی هم زمان با تعامل محلی بامحیط /بر طبق تابع قوانین محلی شان حالت ماشین را به روز میکنند.تکامل اتاماتای سلولی کاملا وابسته به حالت شروع و قوانین به روز رسانی آنهاست.اتاماتای سلولی می تواند الگوهای پیچیده را با ساختار ساده ایجادکند.که توانایی شبیه سازی سیستم های پیچیده طبیعی را نشان میدهد.

3.2اتوماتای یادگیری

اتاماتای یادگیری یک مدل تصمیم گیری سازگار است که تلاش میکند تا یادبگیرد عملکرد بهینه را ازانجام تعدادمتناهی از اقدامات مجاز بواسطه یک سری از تعاملات با محیط های تصادفی ناشناخته.

عملکرد یک اتاماتای یادگیری میتونه توصیف بشه به عنوان یک مجموعه از دنباله های چرخه ای بازخورد تکراری که در آن اتاماتای یادگیری با محیط تعامل دارد.در چرخه/ اتاماتای یادگیری انتخاب میکنه بین اقدامات مجازش براین اساس که توزیع احتمال روی مجموعه اقدام ها ثابت باشد.نگهداشته شود.

سپس محیط پاسخی به اقدام انتخاب شده می دهد که می تواند یک پاداش یا یک مجازات باشد.

درنهایت اتاماتای یادگیری تابع توزیع انتخاب اقدامات را باتوجه به این پاسخها ودانش بدست امده در چرخه های پیش بروز میکند.

تکرار چرخه بازخورد پروسه یادگیری را در اتاماتای یادگیری فراهم میکنند.این فرایند یادگیری درنهایت منجر به همگرایی به اقداماتی می شود که احتمال پاداش ها را حداکثر میکند.

اتاماتای یادگیری به دوگروه تقسیم بندی می شود:اتاماتا تصادفی با ساختار ثابت FSSA

VSSAاتاماتای تصادفی با ساختار متغیر

در تعریف VSSA، یک ماشین یادگیری می تواند به طور کامل توسط چهارتایی (α, β, p, T ), تعریف شود که دران:

مجموعه اقدامات اتاماتای یادگیری

مجموعه بازخورد های محیط (پاداش های ممکن)

بردار احتمال اقدام که Piاحتمال انتحاب اقدام aiوارضاشدن معادله

است.

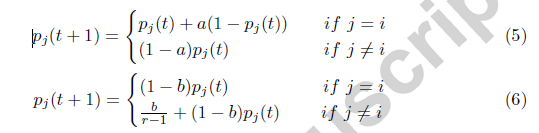
T الگوریتم یادگیری است که براساس پاسخ های محیط ، بردار احتمالی اقدام را تغییر می دهد. بروز رسانی این بردار طبق قانون زیر است

که و به ترتیب اقدام های انتخاب شده /بازخورد محیط/

وبردار احتمال اقدام در چرخه tهستند.

فاکتور بسیار مهم در یادگیری اتاماتا انتخای الگوریتم یادگیری Tاست.الگوریتم پایه یادگیری LRP (الگوریتم پاداش ومجازات خطی )است .

aاقدام انتخاب شده Bپاسخ محیط به ان در چرخه tوبردار احتمال اقدام طبق Eqبه روز رسانی میشود.اگرمحیط به اقدام انتخابی پاداش دهدB=0و از قانونEqبروز میشود واگر محیط اقدام را مجازات کند B=1است.



rاندازه مجموعه اقدامات است.

Aپارامتر پاداش محیط

‌bپارامتر جریمه محیط

برای افزایش سرعت همگرایی Thathachar and Sastryمفهموم تخمینگر را با الگوریتم Pursuit Algorithmخود معرفی کردند که با CPRP نمایش داده می شوند.

CPRPاقداماتی رو انجام میدهد که در خال حاظر طبق تخمین ما بهترین اقدامات ممکن هستند. اقدام کنونی بهینه با توجه به برداد تخمین D به شکل زیر محاسبه می شود.

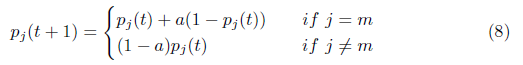


*Zi*(*t*)تعداد دفعاتی که اقدام aدر چرخهtانتخاب شده است.

*Wi*(*t*)تعداد دفعاتی که اقدام aدر چرخهtپاداش دریافت کرده است.

اقدام با بالاترین مقدار ˆ*Di*(*t*)در نظر گرفته می شود به عنوان اقدام بهینه کنونی در چرخه t

در طول هر چرخه CPRP ابتدا اقدامی از مجموعه اقدامات مجاز طبق بردار احتمال اقدام انتخاب میکند سپس اگر اقدام انتخابی پاداش یا مجازات داشت CPRP فقط افزایش می دهد احتمال اقدام aبهینه کنونی طبق فرمول زیر که در ان الفا پارامتر پاداش است.



CPRP از نظر طراحی شبیه الگوریتم LRP است. از این نظر که هردو الگوریتم بردار احتمال اقدام را از طریق تعامل با محیط تشکیل می دهند.

تفاوت اصلی در رویکرد حل مساله انهاست. LRP بردار احتمال اقدام pرا در جهت بیشینه پاداش اقدامات پیش می برد. درحالی که CPRP بردار p را در جهت بیشینه کردن پاداش تخمینی پیش می برد.بهینه سازی های دیگری هم در مبحث اتاماتای یادگیری انجام شده که در مقاله های [40, 41, 42]. دیده می شود.

3.3اتاماتای یادگیری سلولی

اتاماتای یادگیری سلولی CLAیک مدل ریاضی قوی برای بسیاری از مسایل غیر متمرکز وپدیده های پویا است که از ترکیب اتاماتای سلوليCAواتاماتای یادگیری LAپدید می اید.

ایده اصلی اتاماتای یادگیری سلولی استفاده از اتاماتای یادگیری برای تنظیم احتمال انتقال حالت در اتاماتای تصادفی سلولی است.

اتاماتای یادگیری سلولی را می توان نوعی از اتاماتای سولی در نظر گرفت که در ان هر کدام از سلول ها ی اتاماتا مجهز به یک اتاماتای یادگیری است.

اتاماتای یادگیری مقیم در هر سلول /حالت ان را بر اساس بردار احتمال اقدام تعیین میکند.

محیط محلی یک اتاماتای یادگیری /اتاماتای یادگیری سلول های همسایه اش است.

هر اتاماتای یادگیری تلاش میکند اقدام بهینه را با تعامل با محیط محلی یادبگیرد.

با شبکه ای از اتاماتاهای یادگیری/اتاماتای یادگیری سلولی قادر به تولید الگوهای رفتاری پیچیده است.

فرایند اتاماتای سلولی یادگیرنده به شکل زیر توصیف می شود:

در ابتدا حالت درونی هر سلول مشخص است.

بردار احتمال اقدامات هرکدام از اتاماتای یادگیری ها بر اساس تجربه های گذشته یا تصادفی تنظیم می شوند.

سپس اتاماتای یادگیری هر سلول حالت خود را باتوجه به بردار احتمال اقدام تعیین می کند و از محیط محلی بازخورد میگیرد.

در نهایت بردار احتمال اقدام هرکدام از اتاماتاهای یادگیری به روز می شود طبق بازخورد محیط

این پروسه انقدر تکرار می شود تا حالت بهینه هرکدام از سلول ها بدست بیاید.

اتاماتای سلولی یادگیرنده ی dبعدی را هم می توان با ساختار زیر نمایش داد:



شبکه ای از سلول ها است.هر سلول در شبکه قابل نمایش بصورت برداری dتایی از فضای اعداد طبیعی است.

مجموعه حالتهای اتاماتای سلولی است.

L مجموعه ای از اتاماتای یادگیری است که هرکدام منصوب به یکی از سلولهای اتاماتای سلولی یادگیرنده هستند.

N = {x￣1, x￣1, ..., x￣m } یک مجموعه متناهی است از اعداد طبیعی است که بردار همسایگی نام دارد.

که مشخص میکند ارتباط سلول ها با همدیگر را.این بردار برای سلول مشخص u یک مجموعه اس شامل خود شلول وبخش دیگری از سلول ها {u + xi |i = 1, 2, ...,m}.

 قانون محلی اتاماتای سلولی یادگیرنده است.که در ان قسمت اول حالت های اتاماتای یادگیری در همسایگی سلول وقسمت دوم مجموعه مقدار بازخورد هاست.برای تمام اتاماتاهای یادگیری طبق حالت کنونی اتاماتاهای یادگیری همسایه شان محاسبه می شود.

اتاماتای سلولی یادگیرنده را می توان به دو گروه تقسیم بندی کرد:همزمان وغیر همزمان

در حالت همزمان اتاماتای سلولی یادگیرنده /اتاماتای یادگیری تنظیم می کند کل شبکه ی سلول هایی که در همان لحظه به موازات فعال می شوند.

برای اتاماتای سلولی یادگیرنده غیر همزمان فقط بعضی از سلول ها فعال هستند به طور مستقل از همدیگر ودر زمان معین.

در بعضی از جاها تعامل بین اتاماتای سلولی یادگیرنده و محیط خارجی نیز مورد توجه قرار گرفته است به این نوع (OSCLA)یا اتاماتای سلولی یادگیرنده ی همزمان باز گفته می شود.که در انها تقویت اتاماتای یادگیری فقط به سلول های همسایه وابسته نیس وبه کل سلولهای خارجی هم وابسته است.

Beigy and Meybodiبسیاری از خواص مهم اتاماتای سولی همزمان باز را پیدا کرده اند.چون این نوع اتاماتا با محیط های متفاوتی تعامل می کند می تواند الگوهای پیچیده تری را تولید کند.

3.4اتاماتای سلولی یادگیرنده ی نامنظم

اتاماتای سلولی یادگیرنده ی نامنظم ICLAاز تاماتای سلولی یادگیرنده مشتق شده است که شرط ساختار مستطیلی بودن شبکه در آن برداشته شده است.این اشتقاق به این دلیل صورت گرفته که بسیاری از مسایل مانند پردازش گراف وتحلیل شبکه شبکه را نمیتوان به شکل مستطیلی مدل کرد لذا اتاماتای سلولی یادگیرنده روی ان جواب نمیدهد.

اتاماتای سلولی یادگیرنده ی نامنظم می تواند را می توان با یک گراف غیر جهتدار توصیف کرد که در آن هر نود نمایشگر سلولی مجهز به اتاماتای یادگیری است.

عملکرد اتاماتای سلولی یادگیرنده ی نامنظم تقریبا با اتاماتای سلولی یادگیرنده یکسان است.

تفاوت اصلی در این است که برای نوع نامنظم آن/ محیط یک اتاماتای یادگیری شامل اتاماتای یادگیری مقیم درون گره های همسایه اش در گراف است.

به طور کلی اتاماتای سلولی یادگیرنده ی نامنظم را با ساختار *A* = (*G,*Φ*, L, f*)تعریف کرد

G = (V,E)- گراف غیر جهتداری است که در آن Vمجموعه گره ها و Eمجموعه یالهاست. گراف نحوه ارتباط سلول های اتاماتای سلولی یادگیرنده ی نامنظم را نشان می دهد.

Φ- مجموعه حالت های اتاماتای سلولی یادگیرنده ی نامنظم

-قانون محلی اتاماتای سلولی یادگیرنده ی نامنظم برای هر گره iکه در آن N(i)مجموعه ای از گره های همسایه ی i در گراف Gاست.

و Φ*N*(*i*) حالت های اتاماتاهای یادگیرنده ی گره های همسایه است.‌Bهم مجموعه بازخورد های ممکن است. که بازخورد را برای هر اتاماتای یادگیری بر اساس حالت کنونی اتاماتای یادگیری مقیم در گره های همسایه / محاسبه می کند.

4.الگوریتم پیشنهادی ما

در این بخش/ ما یک الگوریتم بر مبنای اتاماتای سلولی یادگیرنده به نام CLA-netپیشنهاد می کنیم واز آن برای شناسایی اجتماع ها در شبکه های پیچیده استفاده می کنیم.طبق این الگوریتم کل شبکه به عنوان یک اتاماتای سلولی یادگیرنده نامنظم مدل می شود و ساختار بهینه اجتماع در طی تقویت این اتاماتای سلولی یادگیرنده شناسایی می شود.جزیات الگوریتم در زیر ارایه می شود.

ابتدا این راه حل ارایه شد برای مشکل محدودیت رزولوشن در شناسایی اجتماع ها که قبلا معرفی شد.سپس نحوه ساخت اتاماتای سلولی یادگیرنده توصیف شد.سپس یک توصیف از ساختار الگوریتم CLA-net ارایه و در آخر پیچیدگی زمانی این الگوریتم را بررسی میکنیم.

4.1ارایه راه حل

در شبکه پیچیده G = (V,E)می توانیم اجتماع را با بردار عضویت C = (c1, c2, ..., cn)نشان بدهیم که ci نشان می دهد ِ اندیس اجتماعی که گره iبه ان تعلق دارد. مشکل این شیوه نمایش این است که باید از پیش تعداد اجتماع های قبلی را بدانیم. در الگوریتمCLA-net مابرای نمایش اجتماع ها از شیوه مبتنی بر مجاورت! locus-based adjacencyای که Pizzutiمعرفی کرده استفاده می کنیم.در نمایش مبتنی برمجاورت راه حل بابردار s= (*s*1*, s*2*, ..., sn*) نمایش داده میشود که نشان می دهد گره iو گره Si در اجتماع یکسانی هستند.

بردار رراه حل فقط بجای اجتماع ها, یالها را توصیف میکند.یک فرایند decodingلازم است تا اجتماع های شبکه را نشان دهد که بایکی از روش های اول عمق یا اول سطح قابل انجام در زمان خطی است.بعد ازdecodingبردار راه حل تبدیل می شود به بردار عضویتی که اجتماع را مشخص می کند.

شکل a1 یک شبکه با 14گره است. که به 3اجتماع تقسیم شده اند.بردار راه حل در نمایش مبتنی بر مجاورت ومتعاقبا بردار عضویت در شکل 1.bو 1.cنمایش داده شده است.

مزیت اصلی روش مبتنی بر مجاورت این است که تعداد اجتماع ها پویا می باشدو در جریان فرایند decodingخودبه خود محاسبه می گردد.

4.2ساخت راه حل

در الگویتمCLA-netکل شبکه به عنوان اتاماتای سلولی یادگیرنده نامنظم مدل میشود.برای ساخت هرکدام چنین اتاماتای هر گره در شبکه مجهز به یک واحد اتوماتای سولی وسپس به هر کدام از انها یک اتاماتای یادگیری نصب می شود.حالت هر سلول بستگی دارد به اقدام کنونیی که توسط اتاماتای یادگیرنده داخل ان انتخاب کرده است.

ساختار اتاماتای یادگیری li که در نود iقرار دارد می تواند با سه تایی (*α, β,* **p**)تعریف شود که:

αi = {αi1, αi2, ..., αir} مجموعه اقدامات است و ni مجموعه همسایه های گره iدر شبکه است.

βi = {0, 1}مجموعه مقدار هایی است که محیط می تواند پاسخ دهد.که 0مقدار پاداش و1 نشان دهنده جریمه است

pi = (pi1, pi2, ..., pir) بردار احتمال اقدام است.که pij یعنی احتکال انتخاب اقدام αij برای اتاماتای Li

بردار راه حل تشکیل شده است از حالت تمام سلول های شبکه.یعنی اقدامات کنونی که برای تمام اتاماتاهای یادگیری انتخاب شده است.

بنابراین در چرخه tبردار راه حل می تواند به صورت زیر نوشته شود:

**S**(*t*) = (*α*1(*t*)*, α*2(*t*)*, ..., αn*(*t*))

که αi(t) اقدامی است که توسط اتاماتای یادگیری اLiدر چرخهt نتخاب شده است.

در طول تقویت اتاماتای سلولی یادگیرنده بردار راه حل به روز رسانی میشود.

4.3چارچوب الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم CLA-net اتاماتای سلولی یادگیرنده هم زمان باز(OSCLA) را بکارمیگیرد بخاطر قدرتش در فراهم کردن الگوهای پیچیده.

اتاماتای یادگیری در کل شبکه فعال می شوند همزمان.وهر اتاماتای یادگیری تحت تاثیر دو محیط محلی و کلی قرار میگیرد.محیط محلی هر اتاماتا یادگیری تشکیل شده از اتاماتا های یادگیری گره های همسایه اش/محیط کلی هم شامل تمام اتاماتاهای یادگیری در شبکه هستند.

بردار احتمال اقدام برای هر اتاماتا به روز میشود باتوجه به پاسخ محیط توسط الگوریتم CPRP.

تعامل بین اتاماتای یادگیری ومحیط در شکل 2نشان داده شده است.

روش الگوریتمCLA-netبه این شکل است که:در هر چرخهt هر اتاماتای یادگیری انتخاب میکند اقدام را باتوجه به بردار احتمال اقدامش.اقدام اتاماتای یادگیری در کل شبکه بردار راه حل رو میسازد .در طول فرایند کدگشایی بردار راه حل تبدیل می شود به بردار عضویت تا اجتماع های بدست امده را نشان دهد.

محیط کلی محاسبه می کند مادولاریتی qرا برای احتماع های کنونی در شبکه.

محیط محلیه هر اتاماتای یادگیری ثبت می کند اجتماع های مربوط گره های همسایه را در شبکه.برای اتاماتای یادگیری هر گره.

پاداش از محیط دریافت میکند اگر شروط زیر همزمان ارضا شوند.

1-مادولاریتیه احتماع کنونی کوچکتر از بهترین مادولاریتی در چرخه گدشته نباشد.

2-نو ارضا کند محدودیتی که تعریف Raghavanبرای احتماع در EQمعرفی کرده است. که نیاز دارد نود ارتباطات بیشتری با اجتماهی که در ان است داشته باشد نسبت به بقیه اجتماع ها.در غیر اینصورت .اتاماتای یادگیری جریمه میشود.سپس برای هر اتاماتای یادگیری اقدام کنونی بهینه محاسبه می شود طبق Eq.وبردار احتمال اقدام طبق معادله 8 بروز رسانی می شود.

این روند تکرار می شود تااینکه اجتماع های بدست امده در چرخه های متوالی ثابت شود.

تعملات با محیط کلی /تضمین می کند که این الگوریتم راهی برای بهینه کردن مادولاریتیه اجتماع ها پیدا می کند.

تعاملات با محیط محلی محدود می کند اجتماع های بدست امده توسط تعریفRaghavan.

با تعامل با این دو نوع مختلف محیط، الگوریتم CLA-net می تواند به طور موثر مشکل محدودیت رزولوشن در بهینه سازی ماژولار را حل کند.

چهارچوب اصلی الگوریتم CLA\_netبرای پیدا کردن اجتماع ها در زیر ارایه می شود.

\*\*\*\*\*\*

5نتایج ازمایشی

ما الگوریتم پیشنها دی را روی شبکه های مصنوعی و واقعی اعمال کردیم.عملکرد الگوریتم مقایسه سده با الگریتم های دیگری که اجتماع ها را شناسایی می کنند.مانند

ازمایشات با Matlab وروی سیستمی با پردازنده 2.4GHZو memory3gb پیاده سازی شده است.

ما مادولاریتی واطلاعات مشترک نرمال سازی شده (NMI را به عنوان معیار های ارزیابی نتایجمان د نظر گرفتیم.

معیا مادولاریتی Qاهمیت اجتماع را در شبکه بررسی می کند.مقدار بزرگترqنشان می دهد ارتباطات درونی بیشتر با اجتماع ها به نسبت مقداری که از حالت تصادفی انتظار می رفت.

NMIمخصوص شبکه های با اجتماع شناخته شده است.مقدار شباهت بین اجتماع واقعی واجتماع بدست امده توسط الگوریتم را می سنجد.

ارزش NMI بین [0، 1] است و مقدار بزرگتر نشان می دهد جوامع به دست آمده مطابقت بیشتری با جوامع واقعی دارند.