

دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی‌تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی کامپیووتر و فناوری اطلاعات

پایان‌نامه کارشناسی ارشد
گرایش مهندسی نرم‌افزار

حل مسائل کوتاه‌ترین مسیر تصادفی با استفاده از اتماتای یادگیر
توزیع شده

نگارش: اصغر قربانی
استاد راهنمای: دکتر محمدرضا میبدی

بسمه تعالی



فرم اطلاعات پایان نامه
کارشناسی ارشد و دکترا

تاریخ:

پیوست:

دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)
معاونت پژوهشی

معادل

بورسیه

دانشجوی آزاد

نام و نام خانوادگی:

دانشکده: مهندسی کامپیوتر رشته تحصیلی: نرم افزار شماره دانشجویی:

۸۳۱۳۱۲۰۰

نام و نام خانوادگی استاد راهنما:

عنوان پایان نامه به فارسی:

Utilizing Distributed Learning Automata to Solve Stochastic Shortest path Problems

عنوان پایان نامه به انگلیسی:

نظری

توسعه ای

بنیادی

کاربردی

کارشناسی ارشد
 دکترا

تعداد واحد:

تاریخ خاتمه:

تاریخ شروع:

شهریور ۸۶

۸۵ مهرماه

سازمان تأمین کننده اعتبار:

واژه های کلیدی به فارسی:

کوتاهترین مسیر، گرافهای تصادفی، اتماتاهای یادگیر، بازی اتماتاهای یادگیر، همبستگی، مسیریابی و سیله نقلیه

واژه های کلیدی به انگلیسی:

Shortest Path, Stochastic Graphs, Learning Automata, Game of Learning Automata, Correlation, Vehicle Routing Problem

نظرها و پیشنهادها به منظور بهبود فعالیت های پژوهشی دانشگاه:

استاد راهنما:

دانشجو:

تاریخ:

امضاء استاد راهنما:

نسخه ۱: معاونت پژوهشی

نسخه ۲: کتابخانه و به انصمام دو جلد پایان نامه به منظور تسويه حساب با کتابخانه و مرکز اسناد و مدارک علمی

تقدیم به همسر مهربانم

که همواره پشتیبانم بوده است.

و

تقدیم به پدر و مادر عزیزم

که از سپاس‌گزاری زحمات بی‌درباره‌شان قاصرم.

در این مختصر، مراتب قدردانی و سپاس خود را نسبت به استاد ارجمند جناب آقای دکتر محمد رضا میبدی به خاطر راهنمایی‌های گرانقدر و صبوری بزرگوارانه ایشان در جهت پیشبرد و انجام هرچه بهتر این پایان‌نامه، ابراز داشته و از یگانه متعال طول عمر با عزت و قرین با موفقیت را برای ایشان خواهانم.

چکیده

در این پایان‌نامه الگوریتم‌هایی برای حل سه مسأله "پیدا کردن کوتاهترین مسیر بین یک مبدأ و دیگر گره‌های گراف"، "پیدا کردن کوتاهترین مسیر در گرافهای تصادفی که هزینهٔ يالها همبسته می‌باشد" و "مسأله مسیریابی وسیله نقلیه احتمالی" طراحی و پیاده‌سازی شده است. در بخش اول پایان‌نامه یک الگوریتم مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای مسأله پیدا کردن کوتاهترین مسیر بین یک گره مبدأ و دیگر گره‌های گراف در گرافهای تصادفی پیشنهاد گردیده و سپس مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. آلگوریتم پیشنهادی که از شبکه‌ای از اتوماتاهای یادگیر استفاده می‌کند سعی می‌کند با حداقل تعداد نمونه‌گیری از يالهای گراف تصادفی در شرایطی که توزیع احتمالی وزن يالها از قبل شناخته شده نیست درخت کوتاهترین مسیر را برای یک گره ریشه مشخص پیدا نماید. به منظور بررسی کارایی، الگوریتم پیشنهادی بر روی گرافهای مختلف آزمایش و نتایج بدست آمده با نتایج حاصل از الگوریتم‌های موجود مقایسه شده است. نتایج مقایسه حاکی از عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های موجود بوده است. در بخش دوم پایان‌نامه یک الگوریتم مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای حل مسأله کوتاهترین مسیر تصادفی در گرافهایی که هزینهٔ يالهای همبسته می‌باشند پیشنهاد گردیده و سپس مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. در این مسأله فرض بر این است که توزیع‌های وزن يالها و همبستگی بین آنها از پیش مشخص نیست. در بخش سوم پایان‌نامه با استفاده از اتوماتای یادگیر توزیع شده الگوریتمی برای حل مسأله مسیریابی وسیله نقلیه احتمالی ارایه و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. هدف در این مسأله یافتن دنباله‌ای از مشتری‌ها می‌باشد که منجر به کمترین مقدار متوسط هزینه سفر گردد. این مسأله یکی از مسائل NP-complete می‌باشد و به همین دلیل الگوریتم‌های مکاشفه‌ای متعددی برای آن طراحی شده است. در این پایان‌نامه دو الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر توزیع شده برای حل مسأله مسیریابی وسیله نقلیه با درخواستهای احتمالی پیشنهاد می‌گردد. به منظور بررسی کارایی، الگوریتم پیشنهادی بر روی گرافهای مختلف آزمایش و نتایج بدست آمده با نتایج حاصل از الگوریتم‌های موجود مقایسه حاکی از عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های موجود بوده است.

فهرست مطالب

۱.....	مقدمه	-۱
۴.....	مسئله کوتاهترین مسیر تصادفی	-۱-۱
۷.....	نگارش های تصادفی مسئله	-۱-۱-۱
۱۴.....	گرافهای پویا	-۲-۱-۱
۱۷.....	الگوریتم های مبتنی بر اتوماتای یادگیر برای حل کوتاهترین مسیر تصادفی	-۳-۱-۱
۲۲.....	مسئله کوتاهترین مسیر تصادفی با هزینه یالهای همبسته	-۲-۱
۲۳.....	شرح مسئله	-۱-۲-۱
۲۷.....	جمع بندی	-۲-۲-۱
۲۷.....	مسئله مسیر یابی و سیله نقلیه احتمالی	-۳-۱
۳۰.....	فرمول بندی مسئله مسیر یابی و سیله نقلیه	-۱-۳-۱
۳۱.....	تکنیک های حل مسئله VRP	-۲-۳-۱
۳۳.....	مسئله مسیر یابی و سیله نقلیه احتمالی	-۳-۳-۱
۳۵.....	مسئله مسیر یابی و سیله نقلیه با تقاضای احتمالی (VRPSD)	-۴-۳-۱
۳۷.....	مسئله مسیر یابی و سیله نقلیه با مشتریهای احتمالی (VRPSC)	-۵-۳-۱
۴۰.....	مسئله مسیر یابی و سیله نقلیه با زمان سفر احتمالی	-۶-۳-۱
۴۰.....	اتوماتای یادگیر	-۴-۱
۴۲.....	تاریخچه اتوماتای یادگیر	-۱-۴-۱
۴۴.....	اتوماتای یادگیر	-۲-۴-۱
۴۷.....	معیارهای رفتار اتوماتای یادگیر	-۳-۴-۱
۴۸.....	الگوریتم های یادگیری	-۴-۴-۱
۵۲.....	اتوماتای یادگیر با عمل های متغیر	-۵-۴-۱
۵۳.....	اتوماتای یادگیر توزیع شده (DLA)	-۶-۴-۱
۵۳.....	بازی های اتوماتا (GA)	-۷-۴-۱
۵۵.....	اهداف پایان نامه و ساختار آن	-۵-۱
۵۷.....	حل مسئله کوتاهترین مسیر تصادفی با استفاده از اتوماتاهای یادگیر	-۲
۵۷.....	مقدمه	-۱-۲
۵۸.....	گراف تصادفی و تعریف عنصر تصادف به عنوان احتمال وزن یالها	-۲-۲
۵۹.....	الگوریتم پیشنهادی	-۳-۲
۶۲.....	نتایج شبیه سازی ها	-۴-۲
۸۳.....	نتیجه گیری	-۵-۲

-۳	حل مسأله کوتاهترین مسیر تصادفی با هزینه یالهای همبسته با استفاده از اتوماتاهای یادگیر	۸۵
-۱-۳	مقدمه	۸۵
-۲-۳	تعریف مسأله	۸۶
-۳-۳	الگوریتم پیشنهادی	۸۷
-۴-۳	نتایج شبیه‌سازی‌ها	۹۳
-۵-۳	نتیجه گیری	۱۰۴
-۴	حل مسأله مسیر یابی وسیله نقلیه احتمال با استفاده از DLA	۱۰۶
-۱-۴	مقدمه	۱۰۶
-۲-۴	مسیر یابی وسیله نقلیه با درخواستهای احتمالی (VRPSD)	۱۰۷
-۱-۲-۴	الگوریتم پیشنهادی اول	۱۰۹
-۲-۲-۴	نتایج شبیه‌سازی‌ها	۱۱۴
-۳-۲-۴	الگوریتم پیشنهادی دوم	۱۱۸
-۴-۲-۴	نتایج شبیه‌سازی‌ها	۱۲۱
-۵-۲-۴	نتیجه گیری	۱۲۲
-۳-۴	مسیر یابی وسیله نقلیه با مشتری‌های احتمالی (VRPSC)	۱۲۳
-۱-۳-۴	نتایج شبیه‌سازی‌ها	۱۲۴
-۲-۳-۴	نتیجه گیری	۱۲۵
-۴-۴	مسیر یابی وسیله نقلیه با زمان سفر احتمالی	۱۲۵
-۱-۴-۴	نتایج شبیه‌سازی‌ها	۱۲۶
-۲-۴-۴	نتیجه گیری	۱۲۷
-۵	نتیجه گیری و پیشنهادات	۱۲۸
-۶	مراجع	۱۳۱
ضمیمه I: نمونه مسائل مورد استفاده در شبیه‌سازی‌های مسأله VRP	۱۳۷	
ضمیمه II: مستندات پیاده سازی برنامه‌های شبیه ساز	۱۴۰	
الف - شبیه ساز مسأله کوتاهترین مسیر برای یک گره مبدأ و دیگر گره‌های گراف	۱۴۰	
ب - شبیه ساز مسأله SSPCLC	۱۵۲	
ج - شبیه ساز مسأله SVRP	۱۶۷	

فهرست شکلها

..... شکل ۱-۱) یک گراف تصادفی که توزیع احتمال هر یال مشخص می باشد.	۵
..... شکل ۲-۱) یک گراف نمونه که مقدار متوسط و مقدار انحراف معیار هر یال آن مشخص شده است.	۶
..... شکل ۳-۱) مقدار انتظاری تابع سودمندی مسیرهای موجود از گره ۱ تا گره ۴ برای شکل ۲-۱	۷
..... شکل ۴-۱) خلاصه الگوریتم میبدی - بیگی.	۱۹
..... شکل ۵-۱) خلاصه الگوریتم میسرا - اومن.	۲۱
..... شکل ۶-۱) یک نمونه مسأله VRP	۲۸
..... شکل ۷-۱) یک خروجی نمونه برای مسأله شکل ۶-۱	۲۸
..... شکل ۸-۱) دو استراتژی برای مسأله VRPSC	۳۸
..... شکل ۹-۱) اتوماتای یادگیر تصادفی	۴۶
..... شکل ۱۰-۱) اتوماتای یادگیر توزیع شده (DLA) با ۳ اتوماتای یادگیر	۵۳
..... شکل ۱۱-۱) یک شکل ساده از بازیهای اتوماتا که ارتباط بین اتوماتا و محیط رانشان می دهد	۵۵
..... شکل ۱-۲) شبکه کد الگوریتم پیشنهادی برای حل مسأله SSP	۶۱
..... شکل ۲-۲) یک گراف نمونه با ۶ گره. مقدار روی یالها میانگین وزن یال می باشد.	۶۱
..... شکل ۳-۲) یک گراف نمونه برای مسأله SSP	۶۲
..... شکل ۴-۲) گراف نمونه ۱ برای مسأله SSP	۶۳
..... شکل ۵-۲) گراف نمونه ۲ برای مسأله SSP	۶۳
..... شکل ۶-۲) گراف نمونه ۳ برای مسأله SSP	۶۴
..... شکل ۱-۳) یک QLA و نحوه رابطه آن با محیط	۸۹
..... شکل ۲-۳) شبکه کد الگوریتم پیشنهادی برای حل مسأله SSPCL	۹۳
..... شکل ۳-۳) گراف نمونه ۱ برای مسأله SSPCLC	۹۳
..... شکل ۴-۳) گراف نمونه ۱ برای مسأله SSPCLC	۹۴
..... شکل ۱-۴) الگوریتم محاسبه تابع هدف مسأله VRPSD	۱۰۹
..... شکل ۲-۴) نحوه عمل تابع OROPT. در این شکل $k=3$ و محل بعدی آن مشخص شده است.	۱۱۰
..... شکل ۳-۴) الگوریتم حل VRPSD با استفاده از DLA	۱۱۲
..... شکل ۴-۴) خلاصه الگوریتم پیشنهادی. یالهای پرنگتر نشانده هنده مسیر طی شده می باشد.	۱۱۴
..... شکل ۵-۴) الگوریتم ILS	۱۱۸
..... شکل ۶-۴) شبکه کد الگوریتم DLA-ILS	۱۲۰
..... شکل ۷-۴) خلاصه الگوریتم پیشنهادی DLA-ILS	۱۲۰

فهرست جداول

جدول ۱-۲) تابع توزیع احتمال گراف نمونه ۱	۶۳
جدول ۲-۲) تابع توزیع احتمال گراف نمونه ۲	۶۳
جدول ۳-۲) تابع توزیع احتمال گراف نمونه ۳	۶۴
جدول ۴-۲) مشخصات گرافهایی که در این آزمایشها مورد استفاده قرار گرفته است.	۶۵
جدول ۵-۲) میانگین تعداد تکرارها و تکرارهای همگرا شده در الگوریتم ۱	۶۶
جدول ۶-۲) میانگین تعداد کل نمونه گیری‌ها و تعداد نمونه‌های گرفته شده از SPT در الگوریتم ۱	۶۷
جدول ۷-۲) میانگین تعداد تکرارها و تکرارهای همگرا شده در الگوریتم ۲	۶۷
جدول ۸-۲) میانگین تعداد کل نمونه گیری‌ها و تعداد نمونه‌های گرفته شده از SPT در الگوریتم ۲	۶۸
جدول ۹-۲) میانگین تعداد تکرارها و تکرارهای همگرا شده در الگوریتم ۳	۶۹
جدول ۱۰-۲) میانگین تعداد کل نمونه گیری‌ها و تعداد نمونه‌های گرفته شده از SPT در الگوریتم ۳	۶۹
جدول ۱۱-۲) میانگین تعداد تکرارها و تکرارهای همگرا شده برای مسئله SSP در الگوریتم ۴	۷۰
جدول ۱۲-۲) میانگین تعداد کل نمونه گیری‌ها و تعداد نمونه‌های گرفته شده از SPT در الگوریتم ۴	۷۰
جدول ۱۳-۲) میانگین تعداد تکرارها و تکرارهای همگرا شده در الگوریتم ۵	۷۱
جدول ۱۴-۲) میانگین تعداد کل نمونه گیری‌ها و تعداد نمونه‌های گرفته شده از SPT در الگوریتم ۵	۷۲
جدول ۱۵-۲) میانگین تعداد تکرارها و تکرارهای همگرا شده در الگوریتم ۶	۷۳
جدول ۱۶-۲) میانگین تعداد کل نمونه گیری‌ها و تعداد نمونه‌های گرفته شده از SPT در الگوریتم ۶	۷۳
جدول ۱۷-۲) متوسط پارامتر کیفیت در گرافهای با $\max \sigma^2$ متفاوت	۸۳
جدول ۱-۳) تابع توزیع احتمال گراف نمونه ۱	۹۴
جدول ۲-۳) تابع توزیع احتمال گراف نمونه ۲	۹۴
جدول ۳-۳) نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ۱	۹۵
جدول ۴-۳) نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ۲	۹۷
جدول ۵-۳) نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ۳	۹۹
جدول ۶-۳) نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ۴	۱۰۰
جدول ۷-۳) نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ۵	۱۰۲
جدول ۱-۴) میانگین تعداد تکرارها و هزینه و پارامتر کیفیت در VRPSTT برای نمونه مسئله ۱	۱۲۷
جدول ۲-۴) میانگین تعداد تکرارها و هزینه و پارامتر کیفیت در VRPSTT برای نمونه مسئله ۲	۱۲۷
جدول ۳-۴) میانگین تعداد تکرارها و هزینه و پارامتر کیفیت در VRPSTT برای نمونه مسئله ۳	۱۲۷

فهرست نمودارها

نمودار ۱-۲) احتمال انتخاب درخت بهینه در الگوریتم های مختلف برای گراف ۱	۷۴
نمودار ۲-۲) احتمال انتخاب درخت بهینه در الگوریتم ۶ برای گراف ۱	۷۴
نمودار ۳-۲) متوسط تعداد یالهایی که بررسی می شوند، در گراف ۱	۷۵
نمودار ۴-۲) متوسط هزینه درخت حاصل از اجرای الگوریتم های مختلف در گراف ۱	۷۵
نمودار ۵-۲) احتمال انتخاب درخت بهینه در الگوریتم های مختلف برای گراف ۲	۷۵
نمودار ۶-۲) احتمال انتخاب درخت بهینه در الگوریتم ۶ برای گراف ۲	۷۵
نمودار ۷-۲) متوسط تعداد یالهایی که بررسی می شوند، در گراف ۲	۷۶
نمودار ۸-۲) متوسط هزینه درخت حاصل از اجرای الگوریتم های مختلف در گراف ۲	۷۶
نمودار ۹-۲) احتمال انتخاب درخت بهینه در الگوریتم های مختلف برای گراف ۳	۷۶
نمودار ۱۰-۲) احتمال انتخاب درخت بهینه در الگوریتم ۶ برای گراف ۳	۷۶
نمودار ۱۱-۲) متوسط تعداد یالهایی که بررسی می شوند، در گراف ۳	۷۷
نمودار ۱۲-۲) متوسط هزینه درخت حاصل از اجرای الگوریتم های مختلف در گراف ۳	۷۷
نمودار ۱۳-۲) متوسط هزینه درخت کوتاهترین مسیر در گراف ۳	۷۹
نمودار ۱۴-۲) پارامتر کیفیت نسبت به تعداد نمونه گیری ها در گراف ۳	۷۹
نمودار ۱۵-۲) متوسط هزینه درخت کوتاهترین مسیر در گراف ۴	۸۰
نمودار ۱۶-۲) پارامتر کیفیت نسبت به تعداد نمونه گیری ها در گراف ۴	۸۰
نمودار ۱۷-۲) متوسط هزینه درخت کوتاهترین مسیر در گراف ۵	۸۱
نمودار ۱۸-۲) پارامتر کیفیت نسبت به تعداد نمونه گیری ها در گراف ۵	۸۱
نمودار ۱۹-۲) متوسط هزینه درخت کوتاهترین مسیر در گراف ۶	۸۲
نمودار ۲۰-۲) پارامتر کیفیت نسبت به تعداد نمونه گیری ها در گراف ۶	۸۲
نمودار ۱-۳) همگرایی الگوریتم ۱ برای مسأله SSPCLC در گراف ۱	۹۶
نمودار ۲-۳) همگرایی الگوریتم ۱ برای مسأله SSPCLC در گراف ۲	۹۶
نمودار ۳-۳) همگرایی الگوریتم ۲ برای مسأله SSPCLC در گراف ۱	۹۷
نمودار ۴-۳) همگرایی الگوریتم ۲ برای مسأله SSPCLC در گراف ۲	۹۸
نمودار ۵-۳) همگرایی الگوریتم ۳ برای مسأله SSPCLC در گراف ۱	۹۹
نمودار ۶-۳) همگرایی الگوریتم ۳ برای مسأله SSPCLC در گراف ۲	۱۰۰
نمودار ۷-۳) همگرایی الگوریتم ۴ برای مسأله SSPCLC در گراف ۱	۱۰۱
نمودار ۸-۳) همگرایی الگوریتم ۴ برای مسأله SSPCLC در گراف ۲	۱۰۱
نمودار ۹-۳) همگرایی الگوریتم ۵ برای مسأله SSPCLC در گراف ۱	۱۰۲
نمودار ۱۰-۳) همگرایی الگوریتم ۵ برای مسأله SSPCLC در گراف ۲	۱۰۳
نمودار ۱۱-۳) همگرایی الگوریتم های مختلف برای مسأله SSPCLC در گراف ۱	۱۰۳
نمودار ۱۲-۳) همگرایی الگوریتم های مختلف برای مسأله SSPCLC در گراف ۲	۱۰۴

فهرست نمودارها

نمودار ۱-۴) متوسط هزینه تور حاصل از اجرای الگوریتم‌های پیشنهادی برای مسأله ۱	۱۱۵
نمودار ۲-۴) متوسط هزینه تور حاصل از اجرای الگوریتم‌ها در مسأله ۱	۱۱۵
نمودار ۳-۴) متوسط هزینه تور حاصل از اجرای الگوریتم‌های پیشنهادی در مسأله ۲	۱۱۶
نمودار ۴-۴) متوسط هزینه تور برای مسأله ۲	۱۱۷
نمودار ۵) پارامتر کیفیت تورهای حاصل از اجرای الگوریتم‌ها	۱۱۷
نمودار ۶-۴) متوسط هزینه تور حاصل از اجرای الگوریتم‌ها برای مسأله ۱	۱۲۱
نمودار ۷-۴) متوسط هزینه تور حاصل از اجرای الگوریتم‌ها برای مسأله ۲	۱۲۲
نمودار ۸-۴) متوسط هزینه تور حاصل از اجرای الگوریتم‌ها برای مسأله ۱	۱۲۴
نمودار ۹-۴) متوسط هزینه تور حاصل از اجرای الگوریتم‌ها برای مسأله ۲	۱۲۵

۱ - مقدمه

پیدا کردن کوتاهترین مسیر بین دو گره مشخص شده در یک گراف که به مسئله کوتاهترین مسیر شهرت دارد، اولین بار توسط فورد^۱ مطرح گردید. از این زمان به بعد مسئله به صورت‌های مختلف مدل‌سازی شده و الگوریتم‌های مختلفی نیز برای آن ارائه شده است. از انواع مختلف کوتاهترین مسیر می‌توان به تعیین کوتاهترین مسیر بین دو گره در گراف، مسئله فروشنده دوره گرد^۲ (TSP) و مسیریابی وسیله نقلیه^۳ (VRP) نام برد.

برای حل مسئله کوتاهترین مسیر در گرافهای قطعی، که وزن یالها در آنها مقادیر مستقل، ثابت و از پیش تعیین‌شده‌ای هستند، الگوریتم‌های متفاوتی با زمان چندجمله‌ای، نظیر دایجسترا و فلودوارشال وجود دارد. اما این الگوریتم‌ها در صورتی که وزن یالها به صورت پویا تغییر کنند قادر به

¹ Ford

² Traveling Salesman Problem

³ Vehicle Routing Problem

یافتن راه حل بهینه نمی‌باشد زیرا با کوچکترین تغییری در گراف، کل گراف مجدداً بایستی بررسی شود. بدین جهت الگوریتم‌هایی برای مسائل کوتاهترین مسیر در گرافهای پویا^۴، گرافهایی که وزن یالها و یا ساختار گراف در طی زمان بطور پویا تغییر کنند، مطرح شده‌اند [37][39][94][103]. این الگوریتم‌ها نیز برای گرافهای تصادفی، گرافهایی که وزن یالها متغیرهای تصادفی باشند، از کارایی بالایی برخوردار نیستند. بهمین دلیل مدل‌هایی برای حل مسئله کوتاهترین مسیر در گرافهای تصادفی معرفی شده‌اند. فرانک^۵ [38] نخستین کسی بود که مطالعه شبکه‌های تصادفی را آغاز کرد. مسئله طرح شده توسط فرانک در این رابطه، تعیین توزیع احتمال طول کوتاهترین مسیر میان گره مبدأ و مقصد مشخص شده در یک شبکه بود؛ با این فرض که طول هر یک از یالها یک توزیع پیوسته دارد و طول یالهای مختلف از نظر آماری مستقل هستند. در اینگونه روشها لازم است که توزیع احتمالی وزنهای یالهای گراف از پیش مشخص باشد، در صورتی که در بسیاری از محیط‌های واقعی توزیع احتمال یالها از قبل شناخته شده نیست. برای گرافهای تصادفی در شرایطی که وزن یالها از قبل شناخته شده نیست و یا اطلاعات کاملی درباره آنها در دسترس نمی‌باشد تا کنون ۳ الگوریتم مبتنی بر اتماتاهای یادگیر برای حل مسئله یافتن کوتاهترین مسیر گزارش شده است. اولین الگوریتم توسط میدی و بیگی [75] ارائه شده است که برای حل مسئله یافتن کوتاهترین مسیر بین دو گره در گرافهای تصادفی مورد استفاده قرار گرفته است. نسخه‌های اصلاح شده این الگوریتم در [8] و [9] گزارش شده است. دومین الگوریتم که توسط میسرا و اومن ارائه شده است برای یافتن کوتاهترین مسیر بین یک مبدأ و دیگر گره‌های گراف در یک گراف تصادفی طراحی شده است [78] و الگوریتم سوم نیز توسط میسرا و اومن ارائه شده است که برای یافتن کوتاهترین مسیر بین تمام جفت گره‌های گراف در یک گراف تصادفی طراحی شده است [79]. الگوریتم پیشنهاد شده توسط میدی و بیگی در یافتن کوتاهترین مسیر بین دو گره ارائه شده است. این الگوریتم برای پیدا کردن کوتاهترین مسیر بین یک مبدأ و دیگر گره‌های گراف مناسب نمی‌باشد. الگوریتم معرفی شده توسط میسرا و اومن برای یافتن درخت کوتاهترین مسیر بین یک مبدأ و دیگر گره‌های گراف ارائه شده است. در الگوریتم ارائه شده توسط میسرا و اومن نیز ضعف‌های عمدی وجود دارد. آزمایش‌ها

⁴ Dynamic Single-Source Shortest Path (DSSSP)

⁵ Frank

نشان می‌دهد که در هیچکدام از گراف‌هایی که مورد بررسی قرار گرفته است، الگوریتم میسرا-اومن قادر به یافتن کوتاهترین مسیر بهینه نمی‌باشد.

در راستای انجام این پایان‌نامه الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر برای گراف تصادفی با یک مبدأ جهت یافتن کوتاهترین مسیر بین مبدأ و دیگر گره‌های گراف معرفی گردید و عملکرد الگوریتم با انجام آزمایش‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفته است.

در مدل‌های فوق که برای حل مسئله کوتاهترین مسیر در گراف‌های تصادفی ارائه شد، فرض بر این است هزینه یالها در گراف مستقل از یکدیگر می‌باشد. در بسیاری از کاربردهای واقعی مقدار هزینه یالها کاملاً مستقل از هم نمی‌باشند و با افزایش ترافیک در یک قسمت مشاهده می‌شود که ترافیک شبکه در قسمتهای مجاور آن نیز افزایش یافته است. به عبارتی چنانچه سطح سرویس یک یال یا گره در یک گراف تغییر کند با یک احتمال مشخصی سطح سرویس یالها و یا گره‌های مجاور نیز تغییر کرده است. مسئله همبستگی بین یالها در مسئله کوتاهترین مسیر احتمالی برای اولین بار توسط بارتون^{۲۲} در سال ۱۹۹۳ مورد بررسی قرار گرفته است و پس از آن این مسئله توسط والر^{۲۳} و زیلیاسکوپولس^{۲۴} در سال ۲۰۰۲ و فن^{۲۵} در سال ۲۰۰۳ مورد بررسی قرار گرفته است. فن در [۳۳] فرمول بندی برای مسئله یافتن کوتاهترین مسیر در گراف‌های تصادفی با یالهای همبسته در شرایطی که هر یال دارای دو سطح سرویس باشند ارائه کرده است و سپس الگوریتمی جهت حل این مسئله طراحی کرد. در مدل ارائه شده توسط فن فرض بر این است که توابع توزیع از پیش مشخص است. همانند مدل‌های قبلی مسئله کوتاهترین مسیر در بسیاری از مواقع توابع توزیع از قبل ناشناخته می‌باشد. برای این مسئله در صورتی که توابع توزیع از قبل ناشناخته باشد تا کنون الگوریتمی گزارش نشده است. بر همین اساس در این پایان‌نامه این مسئله در صورتی که توابع توزیع احتمالی از قبل مشخص نباشد مورد بررسی قرار گرفته و الگوریتمی مبتنی بر اتوماتای یادگیر جهت حل این مسئله پیشنهاد شده است.

سومین مسئله‌ای که در این پایان‌نامه به آن پرداخته شده است، مسئله مسیریابی وسیله نقلیه احتمالی می‌باشد. مسئله مسیریابی وسیله نقلیه احتمالی یکی از انواع مسائل مسیریابی وسیله نقلیه

⁶ Burton

⁷ Waller

⁸ Ziliaskopoulos

⁹ Fan

می باشد که یکی از مؤلفه های آن تصادفی است. هدف از مسأله مسیر یابی وسیله نقلیه یافتن دنباله ای از مشتری ها می باشد که منجر به کمترین مقدار متوسط هزینه سفر گردد. این مسأله یکی از مسایل -NP- complete می باشد و بهمین دلیل الگوریتم های مکاشفه ای متعددی برای حل آن طراحی شده است. در این پایان نامه دو الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر توزیع شده برای حل مسأله مسیر یابی وسیله نقلیه احتمالی پیشنهاد می گردد.

در ادامه این فصل سه مسأله کوتاه ترین مسیر تصادفی، کوتاه ترین مسیر تصادفی با یالهای همبسته و مسیر یابی وسیله نقلیه تصادفی بطور مختصر توضیح داده شده است. همچنین پیش نیاز های لازم برای سایر فصول؛ آتاماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر توزیع شده و بازی بین اتوماتای یادگیر آورده شده است.

۱-۱- مسأله کوتاه ترین مسیر تصادفی

مسأله پیدا کردن کوتاه ترین مسیر در گراف از مسائل پایه ای در تئوری گرافها می باشد و مطالعات گسترده ای نیز در این زمینه بر روی گراف های مختلف صورت گرفته است و الگوریتم های متنوعی جهت حل انواع مختلف آن ارائه شده است.

در گراف های وزن دار به هر یال یک وزن نسبت داده می شود. وزن یال (v_i, v_j) که مشخص کننده یالی است که گره v_i را به v_j متصل می کند با w_{ij} مشخص می شود. در گراف های قطعی و ایستا w_{ij} یک مقدار قطعی و ثابت است، و از پیش مشخص می باشد. در گراف های تصادفی وزن یالها قطعی نیست. یعنی وزن یالها یک متغیر تصادفی می باشد. اگر w_{ij} در گراف تصادفی وزن یالها باشد، در این صورت w_{ij} یک عدد تصادفی می باشد که دارای توزیع احتمال $f_{ij}(x)$ است. تابع $f_{ij}(x)$ می تواند گسسته و یا پیوسته باشد.

بطور رسمی تر این مسأله بدین شکل بیان می شود؛ فرض کنید یک گراف با مشخصات $G = (V = \{v_i\}, E = \{e_{ij}\}, W = \{w'(e_{ij})\})$ وجود دارد که V مجموعه گره های گراف، E مجموعه یالهای گراف و وزن یالهای گراف توسط مجموعه W مشخص می شود که $w'(e_{ij})$ یک متغیر تصادفی غیروابسته با توزیع احتمال $f_{ij}(x)$ می باشد و $w'(e_{ij})$ یک نمونه از متغیر تصادفی $w'(e_{ij})$ می باشد.

مسأله کلاسیک کوتاه ترین مسیر قابل تعمیم به گراف های تصادفی نیست. در گراف های تصادفی در حالت کلی مسیر بهینه لزوماً دارای زیر مسیر بهینه نیست. لذا از نتایج روش هایی که برای پیدا کردن

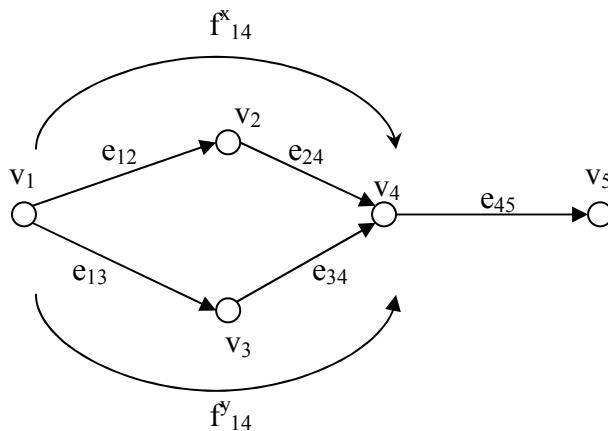
کوتاهترین مسیر در گرافهای با وزن قطعی استفاده می‌شود نمی‌توان در گرافهای تصادفی از آنها بهره برد.

از کاربردهایی که می‌توان برای مسأله کوتاهترین مسیر در گرافهای تصادفی نام برد، شبکه‌های ارتباطی^{۱۰} و گرافهای برنامه‌ریزی^{۱۱} می‌باشد. جهت انتساب جریان در شبکه‌های ارتباطی، هدف انتقال اطلاعات در کوتاهترین زمان می‌باشد. راه حل این مسأله معمولاً حل مسأله پیدا کردن کوتاهترین مسیر است. اما زمان تبادل اطلاعات تصادفی است و قطعی نمی‌باشد. لذا نیاز است که این مسأله با توجه به تصادفی بودن يالها مورد بررسی قرار گیرد.

به عنوان مثال در شکل ۱-۱ يال e_{ij} دو رأس i و j را به هم متصل می‌کند و وزن آن نیز توسط متغیر تصادفی w'_{ij} مشخص می‌شود که دارای توزیع احتمال $f_{ij}(x)$ می‌باشد. مثلاً توزیع احتمال مسیر از رأس ۱ به ۴ گذر کرده باشد و یا از مسیر ۳، برابر است با:

$$f_{14}^x(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{12}(t) * f_{24}(x-t) dt \quad (1-1)$$

$$f_{14}^y(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{13}(t) * f_{34}(x-t) dt \quad (2-1)$$



شکل ۱-۱) یک گراف تصادفی که توزیع احتمال هر يال مشخص می‌باشد.

در مثالی که در ادامه توضیح داده می‌شود می‌توان نشان داد که یک مسیر بهینه لزوماً دارای زیر مسیرهای بهینه نیستند. فرض کنید توزیع احتمال وزن يالها گوسی^{۱۲} باشد، و هزینه مسیر برابر

¹⁰ Communication networks

¹¹ Planning

¹² gaussian

مقدمه

$X_p = \sum_{i,j \in p} w_{ij}$ باشد با مقدار متوسط μ_{ij} و واریانس σ_{ij}^2 در نتیجه وزن هر مسیر p گوسی خواهد بود

و برابر است با:

$$X_p \sim N\left(\sum_{(i,j) \in p} \mu_{ij}, \sum_{(i,j) \in p} \sigma_{ij}^2\right), \quad (3-1)$$

برای هر مسیر p تابع سودمندی $U(X_p)$ وجود دارد که وابسته به متغیر تصادفی w'_{ij}

می‌باشد. فرض می‌شود که بعد از مدت d مقدار تابع سودمندی برابر با 0 می‌شود. توزیع احتمال p برابر خواهد بود با:

$$g_p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_p} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - \mu_p}{\sigma_p}\right)^2\right) \quad (4-1)$$

مقدار انتظاری تابع سودمندی برابر است با:

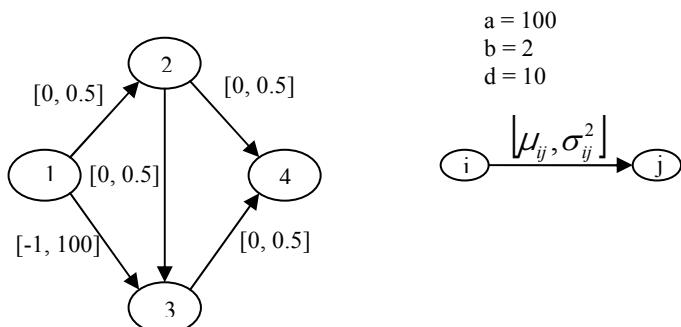
$$E(U(X_p)) = \int_{-\infty}^{\infty} U(x) g_p(x) dx \quad (5-1)$$

$$= \int_{-\infty}^d U(x) \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_p} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - \mu_p}{\sigma_p}\right)^2\right) dx, \quad (6-1)$$

کوتاهترین مسیر تصادفی از مقدار زیر بدست می‌آید:

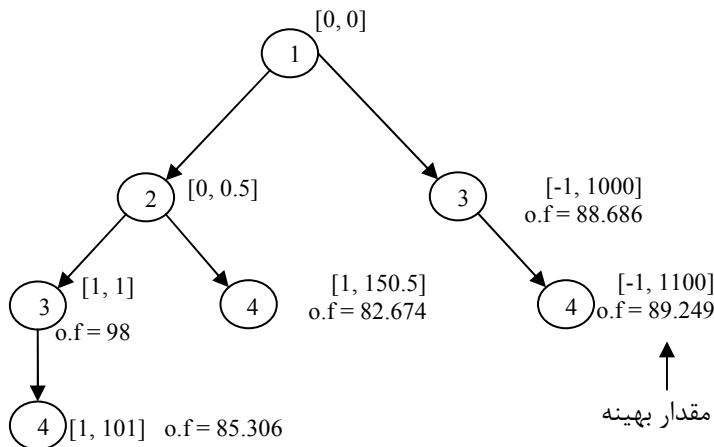
$$\max_{p \in P} E(U(X_p))$$

با حل این مسئله برای شکل ۲-۱ در [95] نشان داده شده است که در این نوع گراف‌ها قاعده بهینگی برقرار نیست.



شکل ۲-۱) یک گراف نمونه که مقدار متوسط و مقدار انحراف معیار هر یال آن مشخص شده است

در این مثال تابع سودمندی بصورت $U(X_p) = a - bX_p$ تعریف می‌شود. مسیر بهینه مسیری است که مقدار انتظاری تابع سودمندی را بیشینه کند. در شکل ۳-۱ تمام مسیرهای قابل دسترسی از ۱ به ۴ نشان داده شده است. مقدار انتظاری تابع سودمندی هر مسیر نیز مشخص شده است. همان‌طور که در شکل ۳-۱ مشخص است، مسیر بهینه از ۱ به ۴ برابر است به $\{1, 3, 2, 4\}$ با مقدار انتظاری ۸۹,۲۴۹. همانطور که مشاهده می‌شود این مسیر از زیر مسیر بهینه بدست نیامده است. یکی از زیر مسیرها $\{1, 3, 2, 4\}$ می‌باشد که دارای مقدار انتظاری ۸۸,۶۸۶ است و مسیر دیگری از ۱ به ۴ بصورت $\{1, 3, 4\}$ وجود دارد که مقدار انتظاری آن ۹۸ است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در مسیر ۱ به ۴، زیر مسیر ۱ به ۳ یک مسیر بهینه نیست.



شکل ۳-۱) مقدار انتظاری تابع سودمندی مسیرهای موجود از گره ۱ تا گره ۴ برای شکل ۲-۱

۱-۱-۱- نگارش‌های تصادفی مسئله

تا کنون مدل‌های متفاوتی از مسئله کوتاهترین مسیر تصادفی ارائه شده است که در ادامه به برخی از آنها اشاره خواهیم کرد. همانطور که در بخش‌های پیشین و در مقدمه به آن اشاره شد در مسئله پیدا کردن کوتاهترین مسیر در گراف‌های تصادفی فرض بر این است که وزن یالها از پیش مشخص نیست. بر اساس اینکه این مقدار چگونه برای یک متحرک در این گراف مشخص می‌شود نسخه‌های متفاوتی از آن ارائه شده است.

پولیکرونوبولس^{۱۳} و سیتسیکلیس^{۱۴} [92] فرمول‌بندی‌های مختلف موجود در زمینه شبکه‌های تصادفی و حل مسأله کوتاهترین مسیر در آن را ناشی از فرضیات مختلف در مورد زمان حصول اطلاعات کامل دانسته‌اند. آنها سه فرمول‌بندی بر اساس زمانی که مقادیر واقعی یالها معین می‌گردند ارائه داده‌اند:

الف: در یک حالت می‌توان فرض کرد که مقادیر واقعی یالها قبل از اینکه پیمایش گراف آغاز گردد مشخص می‌گردند. در این حالت کوتاهترین مسیر (بر حسب مقادیر واقعی مشخص شده برای یالها) باید انتخاب و پیموده شود.

ب: در حالت دیگری می‌توان فرض کرد که یالها هیچگاه بعد از انتخاب مسیر، معلوم و مفروض نیستند. در این شرایط حل مسأله یافتن کوتاهترین مسیر با پیچیدگی بیشتری همراه خواهد شد.

ج: در یک حالت میانی (که معمول‌تر می‌باشد)، مقادیر واقعی یالها بصورت تدریجی^{۱۵} و در حین پیمایش شبکه معین می‌گردند. در این حالت پی‌بردن به مقادیر واقعی یالها به عنوان عمل یادگیری تلقی می‌شود. در این مورد خاص اگر عمل یادگیری مقدار واقعی یالها با مشاهده مستقیم صورت گیرد و نه توسط یک ناظر بیرونی، می‌توان فرض کرد که مقدار واقعی وزن یک یال زمانی مشخص می‌شود که گره انتهایی آن یال توسط متحرک مشاهده گردد.

اگر بخواهیم با یک مثال، به تشریح بیشتر این موضوع بپردازیم می‌توانیم خودرویی را در نظر بگیریم که در حال پیمایش در یک شبکه شهری است. اگر فرض کنیم آگاهی راننده خوردو نسبت به بار ترافیکی جاده، در حالت سوم در این رده‌بندی باشد؛ راننده آگاهی خود را نسبت به میزان ترافیک در یک جاده پس از رسیدن به انتهای جاده بدست می‌آورد.

این چهارچوب برای طراحی و مدل سازی روباتی که می‌خواهد در یک محیط تصادفی حرکت کند و مسیری را بپیماید مناسب است. برای چنین مسائلی نباید در صدد یافتن بهترین مسیر باشیم، بلکه باید به دنبال یک خط مشی مناسب برای هر گره در گراف بود. این خط مشی بر اساس اطلاعات موجود، نحوه حرکت (جهت حرکت و اینکه از یک نقطه کدام یال خروجی طی شود) را تعیین می‌کند.

¹³ Polychronopoulos

¹⁴ Tsitsiklis

¹⁵ Progressively

مشکلی که در این مورد با آن روبرو هستیم، مواجهه با مجموعه‌ای از تصمیمات ممکن در هر گره می‌باشد. متحرکی را در نظر بگیرید که شروع به پیمایش یک مسیر برای رسیدن به مقصدی خاص می‌نماید. وقتی که اطلاعات جدیدی در مورد مسیر به متحرک داده می‌شود باید از میان مجموعه‌ای از حالات، یک مسیر را انتخاب نماید. این تصمیم‌گیری می‌تواند با مشکل همراه باشد.

نسخه‌های متفاوت و زیادی برای مسئله کوتاهترین مسیر تصادفی در شبکه‌ها وجود دارد. تفاوت این نگارش‌ها نه تنها در معیاری است که الگوریتم در صدد بهینه‌سازی آن است، بلکه عمدۀ تفاوت آنها در تعریفی است که از یک شبکه تصادفی ارائه می‌دهند.

از یک دیدگاه کلی دو گروه عمدۀ از نسخه‌ها در این مورد وجود دارد:

در این حالت پیمایشگر شبکه اطلاعات کامل را در مورد تحقق واقعی شبکه در اختیار دارد و سپس به حل مسئله و انتخاب کوتاهترین مسیر می‌نماید.

Adaptive Path Model: پیمایشگر اطلاعات کامل در مورد تحقق واقعی شبکه را در اختیار ندارد. برای حل بهینه مسئله، متحرک بر اساس اطلاعات جدیدی که در حین پیمایش شبکه بدست آورده است، مبادرت به تنظیم مجدد و تطبیق آن با اطلاعات جدید کسب شده می‌نماید.

Single path Model

اگر فرض کنیم اطلاعات کامل در مورد تحقق واقعی شبکه در اختیار ما قرار دارد، طول کوتاهترین مسیر در یک شبکه تصادفی، خود یک متغیر تصادفی خواهد بود. فرانک¹⁶ [38] نخستین کسی بود که مطالعه شبکه‌های تصادفی را آغاز کرد. مسئله طرح شده توسط فرانک در این رابطه، تعیین توزیع احتمال طول کوتاهترین مسیر میان گره مبدأ و مقصد مشخص شده در یک شبکه بود؛ با این فرض که طول هر یک از یالهای یک توزیع پیوسته دارد و طول یالهای مختلف از نظر آماری مستقل هستند.

مسیر بهینه، مسیری است که به مسیرهای دیگر ترجیح داده می‌شود و آنرا با $\pi_{s,d}^*$ نشان می‌دهیم که نشان دهنده مسیر از گره s تا گره d می‌باشد. وزن این مسیر نیز یک عدد تصادفی می‌باشد:

¹⁶ Frank