معیار شباهت مسیرهای حرکت مبتنی بر فاصله پاره خطی با استفاده از انحراف زمانی

امیر سالارپور[۱]، دانشجوی دکتری؛ حسن ختن‌لو[۲]، دانشیار

۱- دانشکده مهندسی - دانشگاه بوعلی سینا - همدان - ایران – a.salarpour@basu.ac.ir
۲- دانشکده مهندسی - دانشگاه بوعلی سینا - همدان - ایران – khotanlou@basu.ac.ir

چکیده: مهم‌ترین مسئله در آنالیز مسیر حرکت اجسام متحرک، به دست آوردن شباهت بین مسیرهای حرکت است. در این مقاله یک روش جدید برای اندازه‌گیری شباهت بین مسیرهای حرکت مبتنی بر هزینه تطبیق مجموعه پاره‌خط‌های مسیرهای حرکت به همراه تکنیک پیچ‌وتاب زمانی ارائه شده است. شباهت بین دو مسیر حرکت به عنوان حداقل هزینه لازم برای تطبیق یک مسیر حرکت به دیگری تعریف می‌شود. برای تطبیق یک مسیر حرکت به دیگری، فاصله پاره‌خطی به صورت میزان هزینه لازم برای تطبیق یک پاره‌خط به پاره‌خط دیگر، معرفی شده است. همچنین از تکنیک برنامه‌نویسی پویا برای پیاده‌سازی پیچ‌وتاب زمانی و حل مشکل انتقال مکانی استفاده شده است. معیار شباهت پیشنهادی به جای مقایسه مسیرها بر اساس مکان نقاط، از مقایسه پاره خط‌های مسیر سود می‌برد که کمک بیشتری به مقایسه ساختاری مسیرها می‌کند. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی با روش‌های مشابه کاربرد آن را در طبقه بندی نزدیکترین همسایگی مسیر حرکت بررسی نموده‌ایم. نتایج آزمایش‌های انجام شده نشان می‌دهد معیار شباهت پیشنهادی در قیاس با روش‌های مشابه دارای صحت و میانگین رتبه بهتری است.

واژه‌های کلیدی: آنالیز مسیر حرکت، معیار شباهت، فاصله پاره‌خطی، پیچ‌وتاب زمانی.

Line-Segment based Trajectory Similarity Measure using Time Warping Technique

Amir Salarpour[1], PhD Student; Hassan Khotanlou[2], Associate Professor

1- Faculty of Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran, Email: a.salarpour@basu.ac.ir
2- Faculty of Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran, Email: khotanlou@basu.ac.ir

Abstract: The most important issue with trajectory analysis is calculating similarity between trajectories. In this paper a novel method for measuring similarity between trajectories based on the cost to match a set of trajectories segments was introduced. The similarity between two trajectories is defined as a minimum cost to match a trajectory to the other one. For this purpose, the segment based distance was introduced to as a cost of matching two trajectories segments. In addition, the dynamic programming technique is used to implement the time warp method. We performed some experiments to compare the proposed similarity measure with the similar approaches in the application of trajectory classification. The empirical quality of the proposed similarity measure was evaluated on 1-nearest neighbor (1-NN) classification task using 13 publicly available data sets. Compared to the other well-known similarity measures, the proposed method proved to be effective in the considered experiments based on the accuracy of classification.

Keywords: Trajectory analysis, Similarity measure, Segment based distance, Time warping.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۲/۳۱
تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۰۴/۲۸، ۱۳۹۶/۰۷/۱۶ و ۱۳۹۶/۰۸/۱۳
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۱/۰۷
نام نویسنده مسئول: حسن ختن‌لو
نشانی نویسنده مسئول: ایران - همدان - بلوار شهید فهمیده - دانشگاه بوعلی سینا - دانشکده مهندسی – گروه مهندسی کامپیوتر.

۱-مقدمه

با رشد روزافزون پردازش سیار و توسعه تکنیک‌های بینایی ماشین، رهگیری مسیر حرکت اجسام متحرک در زندگی واقعی و ویدیوها ممکن شده است [۱]. کاربردهای جالبی مبتنی بر آنالیز مسیر حرکت توسعه داده شده است. به‌طور مثال می‌توان به تعیین الگوهای مهاجرتی گروه مشخصی از حیوانات با استفاده از کاوش مسیر حرکت، استخراج الگوهای حرکتی ورزشکاران برای تعیین عملکرد آن‌ها، تعیین مدل حرکتی مشتری‌ها برای چیدمان بهتر کالاها در فروشگاه‌ها، تشخیص ژست‌های حرکتی اجزای بدن انسان، تعیین مسیر حرکت اهداف هوایی [۲]، تشخیص مسیر حرکت صاعقه[۳] و همچنین استخراج الگوی حرکتی وسایل نقلیه اشاره کرد [۴].

پایه و اساس آنالیز مسیر حرکت استفاده از روش‌های دقیق یافتن شباهت میان مسیرهای حرکت است [۵]. در بحث استخراج شباهت بین مسیرهای حرکت، شکل جابجایی در مسیر مطلوب است؛ یعنی دنباله نمونه‌های تشکیل‌دهنده مسیر برای معیار شباهت مهم است و شاخص زمانی نمونه‌ها را می‌توان نادیده گرفت[۶]. تنها نکته مهم حفظ ترتیب زمانی نمونه‌ها در مسیر حرکت است. تحقیقات زیادی در زمینه اندازه‌گیری شباهت سری‌های زمانی یک‌بعدی با تعداد نمونه‌های یکسان انجام شده است. اما از آنجا که مسیرهای حرکت معمولاً داده‌های دو بعدی و سه بعدی هستند لذا به طور مستقیم برای آنالیز مسیرهای حرکت اجسام قابل استفاده نیستند[۷، ۸].

در این مقاله، یک تابع فاصله جدید با در نظر گرفتن ساختار مسیر معرفی شده است. رویکرد ارائه شده این مزیت را دارد که از ترکیب ساختار و اطلاعات مکانی مسیر برای محاسبه شباهت بین مجموعه پاره‌خط‌ها استفاده می‌کند.

جهت رفع مشکل یکسان نبودن تعداد نمونه‌های مسیرهای مورد قیاس از تکنیک پیچ‌وتاب زمانی استفاده شده است. این تکنیک قادر است مشکل ناهمسانی زمانی ناشی از نرخ نمونه‌برداری متفاوت را برطرف کند. به‌منظور بررسی کارایی روش ارائه شده، معیار صحت طبقه‌بندی برای ارزیابی روش طبقه بند نزدیک‌ترین همسایگی استفاده شده است. نتایج به‌دست آمده بر روی ۱۳ پایگاه داده مختلف نشان می‌دهد که معیار شباهت پیشنهادی در مقایسه با روش‌های موجود عملکرد بهتری داشته و کمترین میانگین رتبه را در میان رقبا به دست آورده است.

مهم‌ترین دست‌آوردهای این مقاله به شرح زیر است:

- ارائه یک معیار فاصله کشسان برای محاسبه شباهت بین مسیرها مبتنی بر فاصله پاره‌خطی
- معرفی الگوریتمی با پیچیدگی زمانی درجه دوم برای محاسبه فاصله بین مسیرها
- ارزیابی تجربی کیفیت تابع فاصله ارائه شده با استفاده از آزمایش طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایگی

ادامه این مقاله بدین صورت سازماندهی شده است: در بخش دوم مقاله مروری بر کارهای مرتبط با معیار شباهت بین مسیرها انجام شده است. در بخش سوم روش پیشنهادی به همراه الگوریتم محاسبه آن بیان شده است. بخش چهارم به روش ارزیابی معیار پیشنهادی پرداخته است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی و تحلیل کارایی معیارهای شباهت در بخش پنجم آورده شده است. درنهایت در بخش ششم نتیجه‌گیری ارائه شده است.

۲-کارهای پیشین

در این بخش به مروری بر روش‌های اندازه‌گیری شباهت خواهیم پرداخت. روش‌های متعددی جهت تعیین شباهت مبتنی بر شکل بین دنباله‌های زمانی ارائه شده است. بیشتر این روش‌ها برای حوزه سری‌های زمانی یک‌بعدی معرفی شده‌اند که با اعمال تغییرات جزئی قابل استفاده برای زمینه مسیرها هستند. به‌طور کلی معیارهای شباهت مبتنی بر شکل را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد[۹]:

معیارهای قدم به قدم: روش‌های موجود در این دسته نمونه‌های دنباله‌های زمانی را یک به یک و بر اساس اندیس زمانی مقایسه می‌کنند. این روش‌ها محدود به دنباله‌های زمانی با تعداد نمونه‌های یکسان می‌شوند که در بیشتر مواقع امکان‌پذیر نیست. لذا این روش‌ها از ناهمسانی زمانی پشتیبانی نمی‌کنند. از شاخص‌ترین روش‌های این دسته، می‌توان به روش‌های فاصله اقلیدسی [۱۰] و معیار همبستگی [۱۱] اشاره نمود.

معیارهای کشسان: در این روش‌ها مشکل تطبیق سری‌های زمانی با سرعت متفاوت، نرخ نمونه‌برداری متفاوت و مقیاس زمانی ناسازگار با استفاده از پیچ‌وتاب زمانی حل شده است. معیار DTW[۳] [۱۲، ۱۳] یکی از مشهورترین روش‌های این دسته و مناسب برای دنباله‌های زمانی با تعداد نمونه‌های متفاوت است. فاصله DTW مقیاس‌گذاری محلی را برای بُعد زمان انجام می‌دهد و حفظ ترتیب نمونه‌های دنباله زمانی را تضمین می‌کند. قابل ذکر است، این روش حساس به نویز است. معیار LCSS[۴] [۱۴] طول بزرگ‌ترین مسیر مشترک بین دو مسیر را مبتنی بر فاصله ویرایش به دست می‌آورد. معیار LCSS با[۵] تطبیق بین نمونه‌های دو مسیر افزایش می‌یابد. فاصله LCSS نسبت به نویز مقاوم است و این کار را با در نظر گرفتن مقدار آستانه بر روی فاصله بین نمونه‌های مسیرها انجام می‌دهد. معیار EDR [۱۵] یکی دیگر از معیارهای شباهت مبتنی بر فاصله ویرایش است که با تخصیص مقدار جریمه به شکاف (عدم تطبیق) بین نمونه‌های منطبق[۶] شده مسیرها، عمل می‌کند. این روش همچنین از مقدار آستانه بر روی فاصله، برای پیدا کردن تطبیق معتبر بین نمونه‌های مسیرها استفاده می‌کند.

جدول ۱: مرور معیارهای شباهت روش‌های کشسان

روش	تعریف ریاضی	نوع فاصله	پیچیدگی
DTW [۱۲، ۱۳]	$D_{DTW}=\begin{cases}0 & \text{if } n_1=0 \text{ and } n_2=0\\ \infty & \text{if } n_1=0 \text{ or } n_2=0\\ dist_{eucl}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)+\min\begin{cases}D_{DTW}\left(rest(Tr_1),rest(Tr_2)\right)\\ D_{DTW}\left(rest(Tr_1),Tr_2\right)\\ D_{DTW}\left(Tr_1,rest(Tr_2)\right)\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases}$	متقارن	$O(n_1.n_2)$
LCSS [۱۴]	$D_{LCSS}=1-\frac{LCSS(Tr_1,Tr_2)}{\mathbf{min}\{n_1,n_2\}}$ $LCSS(Tr_1,Tr_2)=\begin{cases}0 & \text{if } n_1=0 \text{ or } n_2=0\\ LCSS\left(rest(Tr_1),rest(Tr_2)\right)+1 & \text{if } dist_{eucl}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)<\epsilon\\ \max\begin{cases}LCSS\left(rest(Tr_1),Tr_2\right)\\ LCSS\left(Tr_1,rest(Tr_2)\right)\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases}$	متقارن	$O(n_1.n_2)$
EDR [۱۵]	$D_{EDR}=\begin{cases}n_2 & \text{if } n_1=0\\ n_1 & \text{if } n_2=0\\ \min\begin{cases}D_{EDR}\left(rest(Tr_1),rest(Tr_2)\right)+subcost_{EDR}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)\\ D_{EDR}\left(rest(Tr_1),Tr_2\right)+1\\ D_{EDR}\left(Tr_1,rest(Tr_2)\right)+1\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases}$ $subcost_{EDR}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)=\begin{cases}0 & \text{if } dist_{eucl}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)<\epsilon\\ 1 & \text{otherwise}\end{cases}$	متقارن	$O(n_1.n_2)$
ERP [۱۶]	$D_{ERP}=\begin{cases}\sum_{k=1}^{n_2}dist_{eucl}\left(gap,p_{2,k}\right) & \text{if } n_1=0\\ \sum_{k=1}^{n_1}dist_{eucl}\left(p_{1,k},gap\right) & \text{if } n_2=0\\ \min\begin{cases}D_{ERP}\left(rest(Tr_1),rest(Tr_2)\right)+dist\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)\\ D_{ERP}\left(rest(Tr_1),Tr_2\right)+dist\left(p_{1,i},gap\right)\\ D_{ERP}\left(Tr_1,rest(Tr_2)\right)+dist\left(gap,p_{2,j}\right)\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases}$	متریک	$O(n_1.n_2)$
SWALE [۱۷]	$D_{SWALE}=\begin{cases}n_2\times g_c & \text{if } n_1=0\\ n_1\times g_c & \text{if } n_2=0\\ D_{SWALE}\left(rest(Tr_1),rest(Tr_2)\right)+r_m & \text{if } dist\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)<\epsilon\\ \max\begin{cases}D_{SWALE}\left(rest(Tr_1),Tr_2\right)+g_c\\ D_{SWALE}\left(Tr_1,rest(Tr_2)\right)+g_c\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases}$	متقارن	$O(n_1.n_2)$
TWED [۱۸]	$D_{TWED}=\begin{cases}0 & \text{if } n_1=0 \text{ and } n_2=0\\ \infty & \text{if } n_1=0\\ \infty & \text{if } n_2=0\\ \min\begin{cases}D_{TWED}\left(rest(Tr_1),rest(Tr_2)\right)+cost_{match}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)\\ D_{TWED}D_{ERP}\left(rest(Tr_1),Tr_2\right)+cost_{delete}\left(p_{1,i},p_{1,i-1}\right)\\ D_{TWED}\left(Tr_1,rest(Tr_2)\right)+cost_{delete}\left(p_{2,j},p_{2,j-1}\right)\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases}$ $cost_{match}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)=2*\nu*\left\|i-j\right\|+dist_{eucl}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)+dist_{eucl}\left(p_{1,i-1},p_{2,j-1}\right)$ $cost_{delete}\left(p_{k,i},p_{k,i-1}\right)=\nu+\lambda+dist_{eucl}\left(p_{k,i},p_{k,j}\right)$	متریک	$O(n_1.n_2)$
MSM [۱۹]	$D_{MSM}=\begin{cases}dist_{eucl}\left(p_{1,1},p_{2,1}\right) & \text{if } n_1=1 \text{ and } n_2=1\\ D_{MSM}\left(rest(Tr_1),Tr_2\right)+cost_{MSM}\left(p_{1,i},p_{1,i-1},p_{2,1}\right) & \text{if } n_1\neq 1 \text{ and } n_2=1\\ D_{MSM}\left(Tr_1,rest(Tr_2)\right)+cost_{MSM}\left(p_{2,j},p_{1,1},p_{2,j-1}\right) & \text{if } n_1=1 \text{ and } n_2\neq 1\\ \min\begin{cases}D_{MSM}\left(rest(Tr_1),rest(Tr_2)\right)+dist_{eucl}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)\\ D_{MSM}\left(rest(Tr_1),Tr_2\right)+cost_{MSM}\left(p_{1,i},p_{1,i-1},p_{2,j}\right)\\ D_{MSM}\left(Tr_1,rest(Tr_2)\right)+cost_{MSM}\left(p_{2,j},p_{1,i},p_{2,j-1}\right)\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases}$ $cost_{MSM}\left(p_1,p_2,p_3,c\right)=\begin{cases}c & \text{if } p_2\le p_1\le p_3 \text{ or } p_2\ge p_1\ge p_3\\ c+\min\begin{cases}dist_{eucl}\left(p_1,p_2\right)\\ dist_{eucl}\left(p_1,p_3\right)\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases}$	متقارن	$O(n_1.n_2)$

ERP [۱۶] یک روش مبتنی بر فاصله[۸]ویرایش است که از مزایای DTW و EDR باهم سود می‌برد. این معیار یک نقطه مرجع برای اندازه‌گیری فاصله در زمان ایجاد شکاف میان تطبیق نمونه‌ها استفاده می‌کند. انگیزه معرفی ERP تبدیل EDR به معیاری متریک (تابع فاصله‌ای که از قانون نامساوی مثلث پیروی می‌کند) بوده است. روش SWALE [۱۷] به‌عنوان معیاری مبتنی بر فاصله ویرایش معرفی شده است که علاوه بر در نظر گرفتن جریمه برای شکاف در تطبیق مسیرها، یک مقدار پاداش نیز برای تطبیق نمونه‌های مسیر در نظر می‌گیرد و همچنین مقدار آستانه برای مقابله با نویز در محاسبه شباهت در نظر گرفته می‌شود. مارتیم و همکاران روش TWED[۹] [۱۸] ارائه کردند که شامل خصوصیات DTW و LCSS به صورت همزمان است. آن‌ها عملگرهای مربوط به فاصله ویرایش را برای اندازه‌گیری شباهت مسیرها، دوباره تعریف کردند. ابتکار روش TWED در کنترل پیچوتاب زمانی است که به‌صورت یک ضریب برای جریمه انحراف در بعد زمانی تعریف می‌شود؛ برخلاف DTW محدود شده که انحراف زمانی را محدود می‌کند. استفان و همکاران روش MSM [۱۹] را معرفی کردند که به‌صورت مفهومی همان فاصله ویرایش است. در این روش، شباهت با استفاده از یکسری عملگرهای جدید محاسبه می‌شود. جابجایی، شکاف و ادغام به‌عنوان سه عملگر MSM به همراه هزینه متناظر تعریف شدند. عملگر جابجایی هم‌ارز با عملگر تعویض در فاصله ویرایش است. عملگرهای شکاف و ادغام متفاوت با عملگرهای حذف و درج بوده است، اما با ترکیب آن‌ها دست‌یافتنی هستند. هزینه عملگرها یکسان نبوده و بستگی به مقادیر نمونه‌های همسایگی دارند.

روش‌های هندسی: این گروه از شکل مسیر به‌عنوان یک ویژگی هندسی برای مقایسه آن‌ها استفاده می‌کند. فاصله هاسدورف [۲۰، ۲۱] شباهت مکانی بین دو مسیر را نشان می‌دهد و میزان دور بودن مسیرها از یکدیگر را اندازه‌گیری می‌کند. اگر هر نمونه از هر کدام از مسیرها به نمونه‌های مسیر دیگر نزدیک باشد، مقدار فاصله هاسدورف کم است. فاصله هاسدورف علاوه بر نمونه‌های مسیر، تمامی نقاط مابین نمونه‌ها را نیز در نظر می‌گیرد که باعث پیچیده شدن محاسباتی این معیار می‌گردد. نسخه ساده‌تر هاسدورف مبتنی بر فاصله نقطه از پاره‌خط ارائه شده است. روش فریشه [۲۲] نمونه‌ها و ترتیب آن‌ها را[۲]بر روی یک دنباله پیوسته در نظر می‌گیرد. ایتر و همکاران [۲۳] فاصله فریشه گسسته مبتنی بر مدل برگشتی را برای تخمین فاصله فریشه پیوسته توسعه دادند. این روش پیچیدگی معیار فریشه را کاهش می‌دهد. معیار SSPD [۲۴] یک فاصله مبتنی بر شکل[۳]هندسی مسیر است که مانند روش هاسدورف وابسته به فاصله نقطه از پاره‌خط است. معیار SSPD فاصله نقطه از پاره‌خط را برای تمام نمونه‌های مسیر مرجع و تمام پاره‌خط‌های مسیر دیگر محاسبه می‌کند. سپس، میانگین فاصله به‌دست‌آمده برای هر نمونه از مسیر به‌عنوان فاصله SSPD گزارش می‌گردد.

معیارهای شباهت کشسان در جدول ۱ و معیارهای شباهت هندسی در جدول ۲ آورده شده و[۱]به‌طور خلاصه نمایش داده شده است. ستون اول دسته‌بندی روش‌ها را نشان می‌دهد. در ستون دوم اسم روش به همراه مرجع آن ذکر گردیده است. تعریف ریاضی معیارهای شباهت در ستون سوم نشان داده شده است. ستون چهارم و پنجم، به ترتیب، نوع تابع فاصله و پیچیدگی زمانی را نمایش می‌دهند.

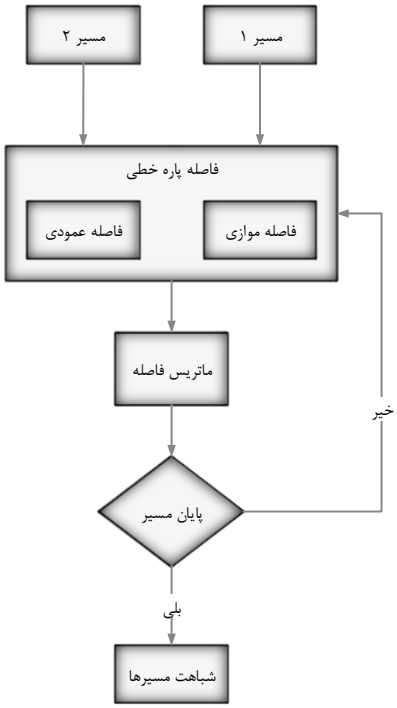
توجه نمایید که روش‌های دیگری نیز برای محاسبه شباهت وجود دارند که به بررسی آن‌ها نپرداختیم. به این علت که این روش‌ها یک گسترش برای معیارهای شباهت ذکر شده هستند یعنی قابلیت اعمال بر روی تمامی روش‌های پایه (روش‌های بررسی شده) و بهبود تمامی معیارها را دارند از مقایسه آنها صرف نظر نموده‌ایم، مانند محدودیت انحراف زمانی [۲۵]، معیارهای مبتنی بر مشتق [۲۶] و روش‌های مستقل از پیچیدگی [۲۷].

جدول ۲: مرور معیارهای شباهت روش‌های هندسی

روش	تعریف ریاضی	نوع فاصله	پیچیدگی
هاسدورف [۲۰، ۲۱]	$D_{Hausdorff}=\max\left\{\begin{array}{l}\max\limits_{p_{1,i}\in Tr_1}\left\{\min\limits_{s_{2,j}\in Ts_2}\left\{dist_{p2s}\left(p_{1,i},s_{2,j}\right)\right\}\right\}\\ \max\limits_{p_{2,i}\in Tr_2}\left\{\min\limits_{s_{1,j}\in Ts_1}\left\{dist_{p2s}\left(p_{2,i},s_{2,j}\right)\right\}\right\}\end{array}\right.$	متریک	$O(n_1.n_2)$
فریشه گسسته [۲۳]	$D_{disFrechet}=\begin{cases}dist_{eucl}\left(p_{1,1},p_{2,1}\right) & \text{if } n_1=1 \text{and} n_2=1\\ \max\left\{\begin{array}{l}D_{Frechet_{discrete}}\left(rest\left(Tr_1\right),Tr_2\right)\\ dist_{eucl}\left(p_{1,i},p_{2,1}\right)\end{array}\right. & \text{if } n_1>1 \text{and} n_2=1\\ \max\left\{\begin{array}{l}D_{Frechet_{discrete}}\left(Tr_1,rest\left(Tr_2\right)\right)\\ dist_{eucl}\left(p_{1,1},p_{2,j}\right)\end{array}\right. & \text{if } n_1=1 \text{and} n_2>1\\ \max\left\{\begin{array}{l}\min\left\{\begin{array}{l}D_{Frechet_{discrete}}\left(rest\left(Tr_1\right),rest\left(Tr_2\right)\right)\\ D_{Frechet_{discrete}}\left(rest\left(Tr_1\right),Tr_2\right)\\ D_{Frechet_{discrete}}\left(Tr_1,rest\left(Tr_2\right)\right)\end{array}\right.\\ dist_{eucl}\left(p_{1,i},p_{2,j}\right)\end{array}\right. & \text{otherwise}\end{cases}$	متریک	$O(n_1.n_2)$
SSPD [۲۴]	$D_{SSPD}=\frac{1}{2n_1}\sum_{i=1}^{n_1}\min_{j\in[1,\ldots,n_2-1]}D_{p2s}\left(p_{1,i},s_{2,j}\right)+\frac{1}{2n_2}\sum_{i=1}^{n_2}\min_{j\in[1,\ldots,n_1-1]}D_{p2s}\left(p_{2,i},s_{1,j}\right)$	متقارن	$O(n_1.n_2)$

۳-معیار شباهت پیشنهادی

در این بخش یک روش محاسبه شباهت برای مسیرهای حرکت مبتنی بر انحراف زمانی و هزینه تطبیق پاره‌خطی ارائه شده است. روش پیشنهادی از فاصله پاره خطی برای تعیین شباهت ساختاری بین مسیرها استفاده می‌کند که باعث استخراج بهتر شباهت شکل مسیرها خواهد شد. شکل ۱ فلوچارت نحوه محاسبه معیار شباهت پیشنهادی را نشان می‌دهد. در ادامه ابتدا مدل‌سازی مسیر را معرفی کرده و سپس فاصله پاره خطی آورده شده است. در انتها معیار شباهت پیشنهادی معرفی گردیده است.



شکل ۱. فلوچارت روش پیشنهادی

۳-۱- مدل‌سازی مسیر

یک مسیر دنباله‌ای از موقعیت مکانی یک جسم است که از حرکت پیوسته جسم نمونه‌برداری شده است. برای سادگی و بدون از دست دادن کلیت قضیه، مسیر حرکت از این به بعد به عنوان داده گسسته در نظر گرفته می‌شود. داده‌های مسیر به طور کلی به صورت دنباله‌ای دوتایی مانند معادله (۱) تعریف می‌شوند.

$$Tr_k=\left[\left(p_{k,1},t_{k,1}\right),\left(p_{k,2},t_{k,2}\right),,\ldots\left(p_{k,i},t_{k,i}\right),\ldots,\left(p_{k,n_k},t_{k,n_k}\right)\right]$$
$$p_{k,i}\in R^d,\forall i\in\left[1,\ldots,n_k\right] \qquad (۱)$$

که $p_{k,i}$ موقعیت مکانی نمونه i-ام مسیر حرکت Tr_k در فضا را نشان می‌دهد و $t_{k,i}$ نشان‌دهنده اندیس زمانی این نمونه است.

پاره‌خط مسیر حرکت، خطی است که بین دو نمونه متوالی از مسیر حرکت محدود شده است که به صورت معادله (۲) تعریف می‌شود.

$$Ts_k=\left(s_{k,1},s_{k,2},\ldots,s_{k,i},\ldots,s_{k,n_k-1}\right),s_{k,i}\in R^{2\times d} \qquad (۲)$$

که $s_{k,i}$ پاره‌خط i-ام مسیر حرکت Tr_k را نشان داده و Ts_k مجموعه پاره‌خط‌های این مسیر حرکت را نشان می‌دهد.

از فاصله اقلیدسی به‌عنوان یک معیار پایه برای اندازه‌گیری فاصله بین مکان‌های مسیر حرکت، در ادامه این مقاله به صورت زیر استفاده شده است.

$$dist_{eucl}\left(p_1,p_2\right)=\sqrt{\sum_{dim=1}^{d}\left(p_1^{dim}-p_2^{dim}\right)^2} \qquad (۳)$$

که $dist_{eucl}$ فاصله اقلیدسی و p_i^{dim} مقدار نمونه مکانی p_i را در بعد dim نشان می‌دهد.

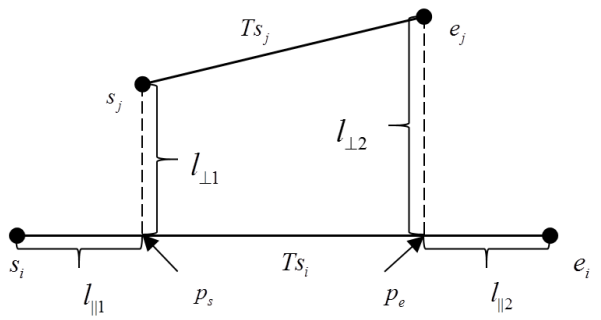
علاوه بر این، فاصله نقطه تا پاره‌خط، به‌صورت کمینه فاصله اقلیدسی بین یک نقطه مکان مسیر حرکت و یک پاره‌خط مسیر حرکت تعریف می‌شود که بیان ریاضی آن در معادله (۴) آورده شده است.

$$dist_{p2s}\left(p_1,s_2\right)=\min_{p_2\in s_2}dist_{eucl}\left(p_1,p_2\right) \qquad (۴)$$

که $dist_{p2s}$ فاصله کمینه نقطه تا پاره‌خط را نشان می‌دهد.

۳-۲-فاصله پاره‌خط

برای تعیین شباهت مسیرها، به دنبال یک توالی برای تطبیق دو مسیر با حداقل هزینه هستیم. مسیر گسسته را می‌توان به عنوان دنباله‌ای از پاره‌خط‌های مسیر در نظر گرفت که نمونه‌های مکانی مسیر را به هم متصل می‌کند. تمرکز اصلی این مقاله اندازه‌گیری هزینه تطبیق پاره‌خط‌های دو مسیر بر یکدیگر است. برای تطبیق دو پاره‌خط از مسیرهای حرکت تابع هزینه‌ای تعریف کردیم که از دو مؤلفه تشکیل شده است: ۱) فاصله عمودی و ۲) فاصله موازی. این مؤلفه‌ها از حوزه تشخیص الگو (برای تطبیق لوگو) اقتباس شده است [۲۸، ۲۹]. فرض کنید دو پاره‌خط d بعدی $Ts_i=\overline{s_ie_i}$ و $Ts_j=\overline{s_je_j}$ داشته باشیم. در اینجا s_i و e_i به ترتیب نقاط شروع و پایان پاره‌خط Ts_i و s_j و e_j به ترتیب نقاط شروع و پایان پاره‌خط Ts_j در فضای d بعدی هستند. دو مؤلفه ذکر شده در تعاریف ۱ و ۲ به صورت رسمی بیان شده‌اند و در شکل ۲ نشان داده شده‌اند.



شکل ۲. مؤلفه‌های تابع فاصله پاره‌خطی

تعریف ۱. فاصله عمودی بین Ts_i و Ts_j به صورت معادله (۵) تعریف می‌شود. فرض کنید که افکنش s_j و e_j بر روی Ts_i به ترتیب [۴]

نقاط p_s و p_e باشند. $l_{\perp 1}$ فاصله اقلیدسی بین s_j و p_s است و $l_{\perp 2}$ فاصله اقلیدسی بین e_j و p_e است.

$$\begin{aligned} &d_{\perp}\left(Ts_i,Ts_j\right)=l_{\perp 1}+l_{\perp 2}\\ &l_{\perp 1}=dist_{eucl}\left(s_j,p_s\right)\\ &l_{\perp 2}=dist_{eucl}\left(e_j,p_e\right)\end{aligned} \tag{۵}$$

تعریف ۲. فاصله موازی بین Ts_i و Ts_j از طریق معادله (۶) محاسبه می‌شود. فرض کنید که افکنش s_j و e_j بر روی Ts_i به ترتیب نقاط p_s و p_e باشند. $l_{\parallel 1}$ فاصله اقلیدسی بین s_i و p_s است و $l_{\parallel 2}$ فاصله اقلیدسی بین e_i و p_e است.

$$\begin{aligned} &d_{\parallel}\left(Ts_i,Ts_j\right)=\ l_{\parallel 1}+l_{\parallel 2}\\ &l_{\parallel 1}=dist_{eucl}\left(s_i,p_s\right)\\ &l_{\parallel 2}=dist_{eucl}\left(e_i,p_e\right)\end{aligned} \tag{۶}$$

این مؤلفه‌ها را می‌توان به راحتی و با استفاده از عملیات برداری محاسبه کرد. فرض کنید $\overrightarrow{ab}$ بردار متشکل از دونقطه a و b را نشان می‌دهد. با استفاده از معادله (۷) دو نقطه افکنش p_s و p_e را می‌توان محاسبه کرد:

$$\begin{aligned} &p_s=s_i+u_1\ .\overrightarrow{s_ie_i}\\ &p_e=s_i+u_2\ .\overrightarrow{s_ie_i}\\ &where\quad u_1=\frac{\overrightarrow{s_is_j}\ .\overrightarrow{s_ie_i}}{\overrightarrow{s_ie_i}^2}\qquad u_2=\frac{\overrightarrow{s_ie_j}\ .\overrightarrow{s_ie_i}}{\overrightarrow{s_ie_i}^2}\end{aligned} \tag{۷}$$

در نهایت هزینه تبدیل بین دو پاره‌خط از معادله (۸) به دست خواهد آمد.

$$\begin{aligned} &dist_{seg2seg}\left(Ts_i,Ts_j\right)=\alpha\ .\ d_{\perp}\left(Ts_i,Ts_j\right)+\beta\ .\ d_{\parallel}\left(Ts_i,Ts_j\right)\\ &where\quad \alpha+\beta=1\end{aligned} \tag{۸}$$

در حالت کلی نسبت تأثیر (وزن) دو فاصله عمودی و موازی برای ترکیب آنها یکسان و برابر ۱ در نظر گرفته می‌شود. در روش پیشنهادی برای تطبیق‌پذیری بیشتر ضرایب α و β به عنوان وزن هر یک از فاصله‌های عمودی و موازی در نظر گرفته شده‌اند. این دو ضریب به صورت معکوس عمل می‌کنند، یعنی با زیاد شدن یکی دیگری کاهش پیدا می‌کند. بدین ترتیب ضریب β را می‌توان به صورت $\beta=1-\alpha$ و بر اساس ضریب α تعریف کرد. در نتیجه با تعیین پارامتر α نسبت تأثیر هر کدام از فواصل به صورت معکوس مشخص می‌شود.

۳-۱- محاسبه معیار شباهت پیشنهادی

فرض کنید دو مسیر حرکت Tr_1 و Tr_2 به ترتیب با طول n_1 و n_2 داریم. برای تراز کردن دو مسیر حرکت با استفاده از روش پیشنهادی یک ماتریس با ابعاد $(n_1-1)\times(n_2-1)$ می‌سازیم به طوری که عنصر (i^{th},j^{th}) ماتریس، شامل فاصله $dist_{seg2seg}\left(Ts_i,Ts_j\right)$ بین دو پاره خط Ts_i و Ts_j است. دنباله پیچ و تاب دار W یک مسیر از عناصر ماتریس موردنظر است که نگاشتی بین Tr_1 و Tr_2 است. l-مین عنصر دنباله W به صورت $w_l=(i,j)_l$ تعریف می‌شود. بنابراین داریم:

$$\begin{aligned} &W=w_1,w_2,\ldots,w_l,\ldots,w_L\\ &\max\left(n_1,n_2\right)\le L\le n_1+n_2-1\end{aligned} \tag{۹}$$

این دنباله پیچ‌وتاب دار باید محدودیت‌های زیر را ارضا کند:

- **شرایط مرزی:** مقادیر $w_1=(1,1)$ و $w_L=(n_1-1,n_2-1)$ باید برقرار باشند. برای این منظور لازم است که دنباله پیچ‌وتاب دار به ترتیب دارای نقاط شروع و پایان در دو گوشه مورب و مخالف ماتریس باشند.
- **پیوستگی:** برای $w_l=(a,b)$ و $w_{l-1}=(a',b')$ باید شرایط $a-a'\le 1$ و $b-b'\le 1$ برقرار باشند. این شرط گام‌های مجاز در دنباله پیچ‌وتاب دار را به سلول‌های مجاور محدود می‌کند (شامل سلول‌های مجاور قطری هم می‌شود).
- **یکنواختی:** برای $w_l=(a,b)$ و $w_{l-1}=(a',b')$ باید شرایط $a-a'\le 1$ و $b-b'\ge 0$ برقرار باشند. این شرط باعث می‌شود ترتیب زمانی در دنباله پیچ‌وتاب دار کاهشی نباشد.

تعداد زیادی دنباله در ماتریس وجود دارد که شرایط بالا را ارضاء می‌کند؛ اما ما به دنبال کم هزینه‌ترین دنباله پیچ‌وتاب دار هستیم، لذا:

$$D_{proposed}\left(Tr_1,Tr_2\right)=\min\left(\sqrt{\sum_{l=1}^{L}w_l}\right) \tag{۱۰}$$

این دنباله را می‌توان با استفاده از برنامه‌نویسی پویا به دست آورد؛ که به صورت مقدار تجمعی از فاصله پاره‌خطی سلول جاری و کمینه مقدار تجمعی سلول‌های مجاور مطابق با معادله (۱۱) محاسبه می‌شود. پیاده‌سازی مبتنی بر برنامه‌نویسی پویا روش پیشنهادی برای محاسبه شباهت بین دو مسیر حرکت در الگوریتم ۱ آورده شده است.

Algorithm 1 $D_{proposed}\left(Tr_1,Tr_2\right)$

Input: Two trajectory Tr_1 and Tr_2
Output: An estimated similarity between Tr_1 and Tr_2
Let D be the $n_1\times n_2$ initialized to zero
for $i\leftarrow 1$ *to* n_1 **do**
  $D(i,1)\leftarrow\ \infty$
for $j\leftarrow 1$ *to* n_2 **do**
  $D(1,j)\leftarrow\ \infty$
for $i\leftarrow 2$ *to* n_1 **do**
  for $j\leftarrow 2$ *to* n_2 **do**
    $D(i,j)\leftarrow D(i-1,j-1)$
    if $D(i,j)>D(i,j-1)$ **then**
      $D(i,j)\leftarrow D(i,j-1)$
    if $D(i,j)>(D(i-1,j)$ **then**
      $D(i,j)\leftarrow D(i-1,j)$
    $D(i,j)\leftarrow D(i,j)+dist_{seg2seg}\left(s_{1,i},s_{2,j}\right)$
return $D(n_1,n_2)$

$$D_{proposd}\left(Tr_1,\ Tr_2\right)=\begin{cases}0 & \textbf{if } n_1=0 \textbf{ and } n_2=0\\ \infty & \textbf{if } n_1=0 \textbf{ or } n_2=0\\ dist_{seg2seg}\left(Ts_{1,i},Ts_{2,j}\right)+\min\begin{cases}D_{TWSD}\left(rest\left(Tr_1\right),rest\left(Tr_2\right)\right)\\ D_{TWSD}\left(rest\left(Tr_1\right),\ Tr_2\right)\\ D_{TWSD}\left(Tr_1,\ rest\left(Tr_2\right)\right)\end{cases} & \text{otherwise}\end{cases} \quad (۱۱)$$

در الگوریتم ۱ نحوه محاسبه شباهت بین دو مسیر حرکت بر اساس روش پیشنهادی آورده شده است. ابتدا ماتریسی به اندازه طول دو مسیر ورودی ساخته (خط ۱) و سپس برای محاسبات پیچ و تاب زمانی، مقداردهی اولیه می‌شود. سپس برای هر عنصر ماتریس مقدار فاصله پیشنهادی بین پاره خط‌های متناظر با اندیس ماتریس محاسبه شده و با کمینه عناصر مجاور که معادل عملگرهای فاصله ویرایش هستند جمع می‌شود. پس از محاسبه و به‌روزرسانی تمامی عناصر ماتریس، عنصر متناظر با حداکثر طول دو مسیر ورودی معادل مقدار فاصله (عدم-شباهت) دو مسیر ورودی خواهد بود.

۳-۴-پیچیدگی الگوریتم پیشنهادی

پیچیدگی زمانی معیار شباهت پیشنهادی همانند اکثر روش‌های کشسان، مانند DTW، از مرتبه $O\left(n_1.n_2\right)$ است که n_1 و n_2 به ترتیب طول مسیرهای حرکت مورد قیاس هستند. همچنین پیچیدگی فضایی روش پیشنهادی از مرتبه $O\left(n_1.n_2\right)$ است.

۴-روش ارزیابی

در این بخش روش ارزیابی و مقایسه معیار پیشنهادی با روش‌های مشابه توضیح داده شده است.

۴-۱-طبقه‌بندی

برای ارزیابی تجربی کارایی معیار شباهت پیشنهادی در مقایسه با دیگر روش‌های موجود، از روش طبقه‌بندی ساده استفاده کرده‌ایم. برای این منظور از روش طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایه با تعداد ۱-همسایگی استفاده کرده‌ایم [۳۰، ۳۱]. علت انتخاب روش نزدیک‌ترین همسایگی این است که این روش بدون پارامتر است؛ درنتیجه بازدهی طبقه‌بندی مستقیماً به قدرت معیار شباهت بستگی دارد. علاوه بر این، گزارش شده است که روش نزدیکترین همسایگی ازلحاظ عملکرد قابل قبول بوده و غلبه بر آن سخت است [۳۲].

۴-۲-پایگاه داده

آزمایش‌های ما با استفاده از ۱۳ پایگاه داده برچسب گزاری شده با قابلیت دسترسی آزاد و ویژگی‌های متفاوت، انجام شده است. اطلاعات مربوط به هر پایگاه داده مانند منشأ جسم متحرک و همچنین بعضی از ویژگی‌های مانند تعداد مسیرها در هر پایگاه داده، تعداد کلاس‌های هر پایگاه داده، میانگین و واریانس تعداد مکان‌های مسیر در هر پایگاه داده، واریانس طول مسیرهای هر پایگاه داده و همچنین میانگین پیچیدگی [۳۳] شکل مسیرهای هر پایگاه داده (معادله (۱۲)) برای توصیف کمی پایگاه داده‌ها در جدول ۳ آورده شده است.

$$\xi_{Tr_k}=\frac{dist_{eucl}\left(p_{k,1},\ p_{k,n_k}\right)}{\sum_i l_{s_{k,i}}} \quad (۱۲)$$

که ξ_{Tr_k} نشان‌دهنده پیچیدگی پایگاه داده Tr_k و $l_{s_{k,i}}$ طول پاره‌خط $s_{k,i}$ را نشان می‌دهد.

جدول ۳: جزییات پایگاه داده‌ها

نام پایگاه داده	اندازه	تعداد کلاس	پیچیدگی	تعداد نمونه‌ها (میانگین)	تعداد نمونه‌ها (واریانس)	طول مسیر (میانگین)	طول مسیر (واریانس)	منشأ
ASL-35 [۳۴]	۷۰۰	۳۵	۰/۰۲۴	۵۹/۵۱	۲۰/۳۵	۲/۶۷	۱/۴۳	زبان اشاره استرالیایی
VMT [۳۵]	۱۵۰۰	۱۵	۰/۸۶۵	۹۵/۵۸	۵۴/۹۵	۲۴۴/۸۲	۵۴/۲۴	وسیله نقلیه
SM [۳۵]	۲۵۰۰	۵۰	۰/۲۵۱	۴۹۱/۴۲	۱۹۱/۴۰	۵۸۰/۰۷	۲۲۳/۹۹	وسیله نقلیه
Cross [۶]	۱۹۰۰	۱۹	۰/۸۰۹	۱۲/۸۵	۴/۲۷	۴۰۲/۴۴	۸۲/۰۵	وسیله نقلیه
I5 [۶]	۸۰۶	۸	۰/۹۹۹	۱۳/۴۵	۴/۰۹	۲۷۹/۵۴	۳۷/۷۳	وسیله نقلیه
I5sim1 [۶]	۸۰۰	۸	۰/۸۱۴	۱۷/۱۸	۱/۲۹	۷۴/۰۵	۶/۳۲	وسیله نقلیه
I5sim2 [۶]	۱۶۰۰	۸	۰/۶۰۰	۳۳/۷۵	۱۸/۷۸	۱۱۸/۱۹	۵۲/۷۲	وسیله نقلیه
I5sim3 [۶]	۱۶۰۰	۱۶	۰/۶۰۰	۳۳/۷۵	۱۸/۷۸	۱۱۸/۱۹	۵۲/۷۲	وسیله نقلیه
Labomni [۶]	۲۰۹	۱۵	۰/۴۹۳	۲۱۰/۶۸	۱۴۲/۲۶	۲۴۸/۶۶	۱۰۴/۹۳	انسان
ASL-10 [۱۴]	۶۹۹	۱۰	۰/۰۲۵	۵۸/۴۷	۱۹/۰۹۵	۲/۵۸	۱/۴۱	زبان اشاره استرالیایی
FT [۳۶]	۳۱۰۲	۲	۰/۶۰۹	۱۰/۱۷	۷/۳۹	۵۷/۲۸	۶۲/۷۸	ماهی
HC-digit [۳۷]	۱۹۸	۹	۰/۴۷۳	۴۵/۳۳	۲۱/۴۰	۱۲۹۶/۹۱	۶۲۰/۰۲	دست خط
HC [۳۷]	۱۳۶۳	۳۵	۰/۴۶۶	۴۲/۹۷	۲۳/۴۶	۱۳۲۸/۲۴	۷۶۴/۷۲	دست خط

۴-۳-تنظیم پارامتر

بیشتر معیارهای شباهت دارای یک یا چندین پارامتر کنترلی هستند که تنظیم آن‌ها اثر مستقیمی بر روی بهره‌وری معیارها دارد. در این ارزیابی از جستجوی شبکه‌ای در محدوده مناسب استفاده کرده‌ایم که در جدول ۴ خلاصه‌شده است.

جدول ۴: مقادیر پارامترهای انتخابی معیارهای شباهت

معیار شباهت	پارامتر	حداقل	حداکثر	گام
LCSS	آستانه ϵ	$2\%std(p_{Tr_k})$	$std(p_{Tr_k})$	۵
EDR	آستانه ϵ	$2\%std(p_{Tr_k})$	$std(p_{Tr_k})$	۵
ERP	نقطه شکاف	0	$\mp 3.std(p_{Tr_k})$	۳
SWALE	پاداش r_m	$50std(p_{Tr_k})$	-	-
SWALE	جریمه g_c	0	r_m	۵
SWALE	آستانه ϵ	$2\%std(p_{Tr_k})$	$std(p_{Tr_k})$	۵
TWED	استحکام ν	10^{-5}	10^{0}	۵
TWED	جریمه λ	0	$std(p_{Tr_k})$	۵
MSM	هزینه c	10^{5}	10^{-2}	۸
روش پیشنهادی	وزن α	0	1	۵

۴-۴-اعتبار سنجی متقاطع

از روش k-fold با تعداد برچسب متعادل به‌عنوان یک ابزار استاندارد برای کلیت بخشیدن به نتایج، برای ارزیابی صحیح طبقه‌بندی استفاده کرده‌ایم [۳۸، ۳۹]. اعتبار سنجی با توزیع متعادل برچسب‌ها کارایی مدل را با توجه به توزیع کلاس‌ها تخمین زده و از تحت تأثیر قرار گرفتن نتایج از یک افراز خاص جلوگیری می‌کند [۳۹]. همچنین در هر تکرار از روش k-fold با استفاده از ۵۰٪ داده‌های آموزش بهترین پارامتر برای هر معیار انتخاب و از نتایج آن برای طبقه‌بندی داده‌های آزمون استفاده شده است؛ بنابراین ممکن است در تکرارهای متفاوت پارامترهای متفاوتی برای هر معیار انتخاب شوند.

۴-۵-ارزیابی طبقه‌بندی

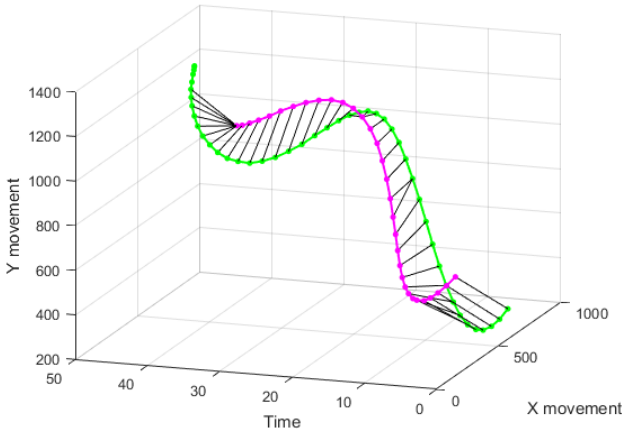
برای ارزیابی طبقه‌بندی از درصد صحت طبقه‌بندی مطابق معادله (۱۳) استفاده کرده‌ایم [۴۰]:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \qquad (۱۳)$$

که میزان صحت $Precision$، TP تعداد مسیرهایی که به‌درستی طبقه بندی شده‌اند و FP تعداد مسیرهای که به‌صورت اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند نشان داده می‌دهند.

۵-نتایج شبیه‌سازی

به‌منظور مقایسه معیار شباهت پیشنهادی با روش‌های مشابه، روش طبقه‌بندی مسیر مبتنی بر معیار شباهت را مدنظر قرار دادیم. از نرم‌افزار متلب [۱] برای پیاده‌سازی تمامی معیارهای شباهت و نزدیکترین همسایگی استفاده شده است. برای این منظور از ۱۳ پایگاه داده که جزییات آن‌ها در بخش قبل گفته شد، استفاده کردیم. بدین صورت که مسیرهای هر پایگاه داده را با استفاده از روش نزدیکترین همسایگی طبقه‌بندی کردیم. برای مرحله طبقه‌بندی ۳۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش استفاده و ۷۰٪ درصد باقیمانده برای آزمون معیار شباهت شده استفاده گردید. مرحله آموزش به این صورت بود که ابتدا بهترین پارامتر برای هر معیار شباهت در مجموعه آموزش با استفاده از روش طبقه‌بندی نزدیکترین همسایگی انتخاب شده و سپس پارامتر منتخب برای تمام مسیرهای آموزش استفاده شد. مرحله انتخاب پارامتر بهینه بسیار مهم بوده و تأثیر زیادی در عملکرد معیار شباهت دارد. برای جلوگیری از وابستگی نتایج به افراز داده‌های مسیر و از بین بردن بایاس ناشی از آن، فرایند اعتبار سنجی متقاطع ۴۰ بار تکرار شده و از عملکرد آن‌ها میانگین گرفته‌شده است.

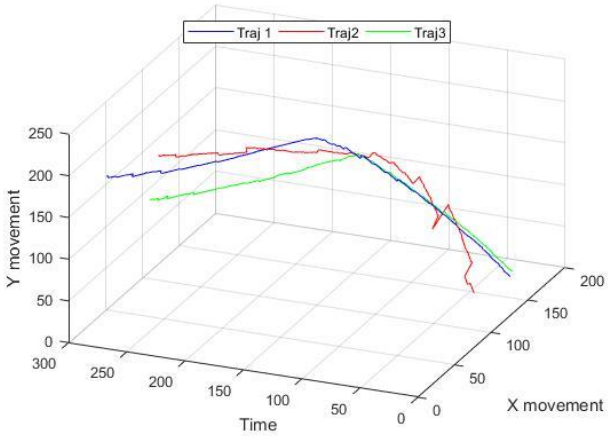


معیار شباهت	فاصله
DTW	۹۹۱۱
LCSS	۰/۹۳
EDR	۴۴
ERP	۲۱۸۰۰
SWALE	۱۱۸۴۰۰
TWED	۴۱۷۵
MSM	۲۷۳۴
هاسدورف	۴۶۰/۵۶
فریشه گسسته	۵۱۶،۲۸
SSPD	۱۵۱،۳۴
روش پیشنهادی	۸۰۲۹

شکل ۳. دو نمونه از مسیرهای حرکت پایگاه داده HC (شماره ۳۳۵-بنفش و ۳۳۶-سبز) به همراه مقدار فاصله محاسبه شده بین آنها بر اساس معیارهای مختلف.

برای درک و مقایسه معیارهای شباهت دو نمونه از مسیر حرکت پایگاه داده HC (مسیرهای حرکت ۳۳۵ و ۳۳۶)، تناظر بهینه کشسان (خطوط بین نقاط مسیرها) و مقدار فاصله (عدم-شباهت) محاسبه شده برای آنها در شکل ۳ آورده شده است.

در این قسمت با یک مثال واقعی مقایسه‌ای بین روش پیشنهادی و روش DTW به عنوان یکی از قویترین معیارهای شباهت انجام داده‌ایم. نمونه‌های نمایش داده شده در شکل ۴ از دیتاست مسیر حرکت خودرو که داده‌های ۲-بعدی هستند انتخاب شده‌اند. مسیر ۱ و مسیر ۳ دارای برچسب مشابه (مربوط به یک کلاس) و مسیر ۲ دارای برچسب متفاوت با دو مسیر دیگر است.



شکل ۴. سه مسیر نمونه از دیتاست حرکت خودرو، مسیر۱ (رنگ آبی)، مسیر ۳ (رنگ سبز) دارای برچسب یکسان ولی مسیر ۲ (رنگ قرمز) دارای برچسب متفاوت با دو مسیر دیگر است.

با استفاده از روش DTW میزان فاصله (عدم شباهت) مسیر۱ و مسیر ۲ مقدار ۴۳۶۶۹ و فاصله مسیر۱ و مسیر ۳ مقدار ۴۴۰۶۵ به دست می‌آید. یعنی با استفاده از روش DTW مسیر ۲ به عنوان شبیه‌ترین مسیر به مسیر ۱ انتخاب می‌شود، در حالیکه گزینه صحیح مسیر ۳ است.

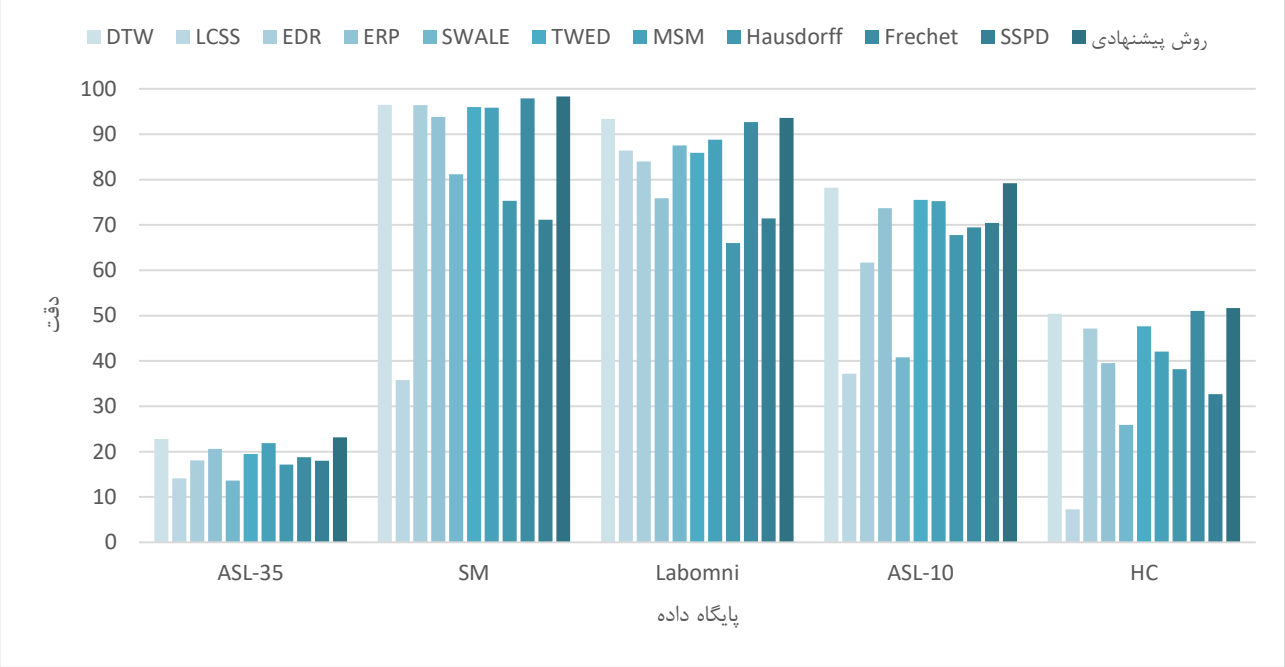
روش پیشنهادی برای فاصله مسیر ۱ و مسیر ۲ مقدار ۴۷۱۲۳ و برای فاصله بین مسیر ۱ و مسیر ۳ مقدار ۲۸۴۱۳ را بر می‌گرداند. یعنی با استفاده از روش پیشنهادی به درستی مسیر ۳ به عنوان مشابه مسیر ۱ انتخاب می‌شود.

می‌توان نتیجه گرفت که به علت حرکات زیگزاگی (مخصوصاً برای مسیر ۲) به خوبی توسط DTW تشخیص داده نشده و از آنجا که روش DTW تنها فاصله نقطه به نقطه را در نظر می‌گیرد نتوانسته به خوبی ساختار حرکتی مسیر را تشخیص دهد و منجر به نتیجه اشتباه شده است. در مقابل روش پیشنهادی به علت استفاده از فاصله پاره خطی توانسته تفاوت حرکتی مسیرها را به درستی استخراج کرده و میزان شباهت درست را تولید کند.

میانگین کارایی ۱۰ معیار شباهت به همراه معیار شباهت پیشنهادی برای ۱۳ پایگاه داده اندازه گیری و در جدول ۵ گزارش‌شده است. این جدول میانگین درصد صحت هر روش برای هرکدام از پایگاه داده‌ها را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که معیار شباهت پیشنهادی منجر به تولید صحت طبقه‌بندی بالاتر نسبت به روش‌های مشابه در ۶ پایگاه داده شده است. از طرف دیگر، روش‌های هاسدورف، فریشه گسسته، DTW، SSPD و MSM در ۵ پایگاه داده بهترین میانگین عملکرد را نشان دادند. معیار شباهت پیشنهادی و دیگر معیارهای شباهت، به غیر از ERP، میانگین صحت ۱۰۰٪ را برای پایگاه داده‌های I5sim1 و I5sim2 نشان دادند.

جدول ۵: میانگین درصد صحت (٪) معیارهای شباهت برای هر پایگاه داده. مقادیر هر ستون نشان‌دهنده صحت روش موردنظر برای پایگاه داده متناظر است. بهترین عملکرد برای هر پایگاه داده پررنگ شده است. آخرین سطر شامل میانگین رتبه عملکرد هر معیار شباهت است.

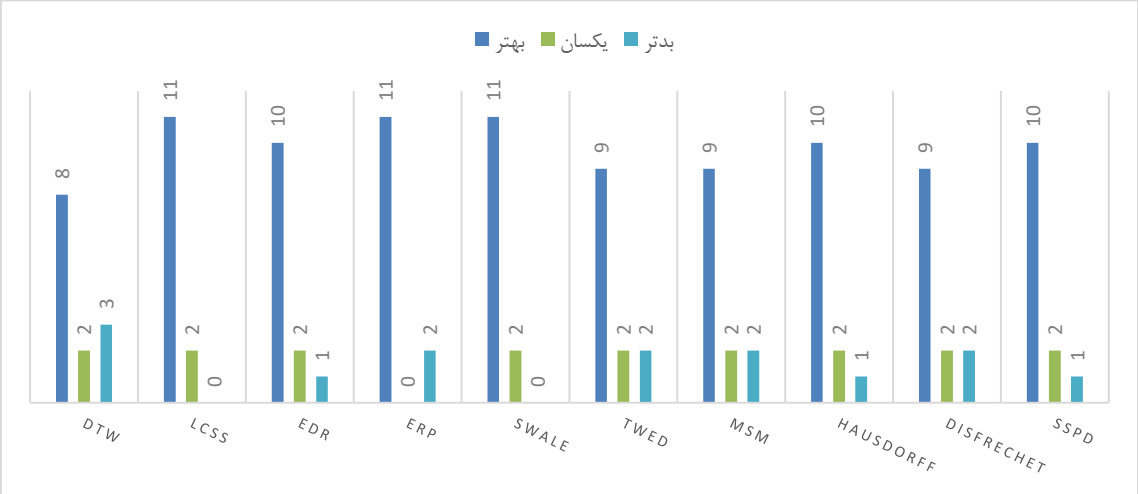
پایگاه داده	معیار شباهت										
	DTW [۱۲، ۱۳]	LCSS [۱۴]	EDR [۱۵]	ERP [۱۶]	SWALE [۱۷]	TWED [۱۸]	MSM [۱۹]	هاسدورف [۲۰، ۲۱]	فریشه گسسته [۲۳]	SSPD [۲۴]	روش پیشنهادی
ASL-35	۲۲/۸۱	۱۴/۱۳	۱۸/۰۴	۲۰/۵۹	۱۳/۶۲	۱۹/۴۸	۲۱/۸۷	۱۷/۱۵	۱۸/۸۰	۱۸/۰۳	**۲۳/۱۶**
VMT	۹۶/۳۷	۹۴/۹۰	۹۴/۳۴	۸۷/۶۴	۹۴/۹۸	۹۳/۵۵	۹۶/۴۰	۹۲/۵۳	۹۲/۵۷	**۹۶/۸۴**	۹۶/۵۸
SM	۹۶/۵۱	۳۵/۷۶	۹۶/۴۵	۹۳/۸۳	۸۱/۲۰	۹۶/۰۲	۹۵/۸۷	۷۵/۲۹	۹۷/۹۴	۷۱/۱۲	**۹۸/۳۴**
Cross	۹۹/۴۱	۸۳/۲۰	۹۲/۹۴	۹۹/۵۱	۸۶/۸۳	۹۹/۵۱	۹۹/۵۳	**۹۹/۵۷**	۹۹/۴۳	۹۹/۱۱	۹۹/۳۶
I5	۹۶/۹۷	۹۹/۵۷	۹۷/۱۵	۸۷/۷۰	۹۹/۶۱	۹۷/۹۸	۹۸/۰۲	۹۲/۲۲	۹۱/۳۰	۹۸/۷۴	**۹۹/۶۷**
I5sim1	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	۹۹/۹۷	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**
I5sim2	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	۹۹/۳۵	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**	**۱۰۰**
I5sim3	۶۹/۳۰	۲۱/۶۰	۹۳/۸۹	۹۹/۳۵	۵۰	۹۹/۹۸	**۹۹/۹۹**	۸۳/۶۶	۸۹/۵۷	۵۵/۷۵	۹۲/۳۳
Labomni	۹۳/۴۱	۸۶/۴۳	۸۳/۹۸	۷۵/۸۵	۸۷/۵۵	۸۵/۹۴	۸۸/۸۱	۶۵/۹۹	۹۲/۶۷	۷۱/۴۱	**۹۳/۶۳**
ASL-10	۷۸/۲۱	۳۷/۲۲	۶۱/۶۷	۷۳/۷۲	۴۰/۷۹	۷۵/۵۳	۷۵/۲۴	۶۷/۷۴	۶۹/۴۳	۷۰/۴۲	**۷۹/۱۹**
FT	۹۸/۱۵	۹۷/۹۵	۹۸	۹۸/۰۱	۹۷/۲۲	۹۸/۰۸	۹۸/۰۶	۹۷/۶۹	**۹۸/۱۹**	۹۷/۵۶	۹۸/۱۳
HC-digit	**۷۰/۸۵**	۲۹/۳۲	۶۷/۲۲	۵۸/۳۱	۴۹/۹۹	۶۸/۰۲	۵۹/۹۷	۴۹/۲۱	۶۹/۰۶	۴۳/۸۰	۷۰/۸۰
HC	۵۰/۴۲	۷/۲۶	۴۷/۱۴	۳۹/۵۰	۲۵/۹۳	۴۷/۶۸	۴۲/۰۴	۳۸/۲۱	۵۱/۰۷	۳۲/۶۸	**۵۱/۶۷**
میانگین رتبه	۴	۸/۴۶	۶/۳۸	۷/۳۴	۷/۷۶	۴/۸۰	۴/۳۰	۷/۷۶	۵	۷/۳۸	**۲/۷۶**



شکل ۵. عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های موجود برای ۵ پایگاه داده ASL-35، SM، Labomni، ASL-10، و HC.

آخرین سطر جدول ۵ نشان‌دهنده میانگین رتبه عملکرد معیارهای شباهت برای تمام پایگاه داده‌ها است، می‌توان دید که معیار شباهت پیشنهادی کارایی بهتری نسبت به دیگر روش‌ها در مجموع داشته است. برای مقایسه نتایج طبقه بندی معیارهای شباهت، نمودار عملکرد معیارهای شباهت برای ۵ پایگاه داده در شکل ۵ آورده شده است.

برای پایگاه داده ASL-35 روش پیشنهادی به همراه روش DTW عملکرد چشمگیری در مقایسه با دیگر روش‌ها ارائه داده‌اند. در پایگاه داده VMT عملکرد روش پیشنهادی بسیار نزدیک به عملکرد روش SSPD است که بهترین عملکرد را داشته است. برای دو پایگاه داده SM و Labomni که واریانس تعداد نمونه‌های مسیرها به نسبت زیاد است معیار پیشنهادی بهترین عملکرد را داشته است که DTW و فریشه گسسته نیز عملکرد قابل قبولی داشتند. در دو پایگاه داده HC-digit و HC که بیشترین میانگین و واریانس طول مسیرها را در بین مجموعه پایگاه داده‌ها دارند، روش پیشنهادی عملکردی بسیار نزدیک به روش DTW و متفاوت با سایر روش‌ها نشان داده است. در پایگاه داده‌های Cross و FT نیز روش پیشنهادی عملکردی بسیار نزدیک به بهترین عملکرد را داشته است. تنها در پایگاه داده I5sim3 عملکرد روش پیشنهادی با بهترین عملکرد تفاوت چشمگیری داشته است. با بررسی پایگاه داده‌ها متوجه شدیم که تنها تفاوت پایگاه داده I5sim2 و I5sim3 در واریانس سرعت و حرکت آزاد وسایل نقلیه است که در I5sim3 بیشتر است. همان‌طور که مشاهده می‌شود این تفاوت توسط روش‌های ERP، TWED و MSM توسط جریمه برای شکاف مهارشده است.



شکل ۶. تعداد پایگاه داده‌هایی که روش پیشنهادی در مقایسه با دیگر معیارهای شباهت عملکرد بهتر، یکسان و بدتر داشته است.

در نهایت، در عملکرد کلی معیارهای شباهت بر اساس میانگین رتبه، روش پیشنهادی بهترین عملکرد را با تفاوت چشمگیر در مقایسه با دیگر روش‌ها داشته است. در رده‌های بعدی عملکرد به ترتیب روش‌های DTW، MSM، TWED و فریشه گسسته قرار دارند که عملکرد نزدیک به هم داشته‌اند.

شکل ۶ عملکرد روش پیشنهادی (به عنوان بهترین روش مبتنی بر میانگین رتبه) را در مقایسه با دیگر معیارهای شباهت مبتنی بر پایگاه داده‌هایی که روش پیشنهادی به ترتیب عملکرد بهتر، عملکرد یکسان و عملکرد بدتری داشته است را نشان می‌دهد. هدف از شکل ۶ مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با دیگر معیارهای شباهت بر اساس طبقه بندی نزدیکترین همسایگی است. همان‌گونه که در شکل مشخص است، کمترین تعداد پایگاه داده که روش پیشنهادی در مقایسه با دیگر معیارها بهتر عمل کرده است متعلق به روش DTW است یعنی نسبت به دیگر روش‌ها عملکرد نزدیکتری به روش پیشنهادی داشته است. از طرف دیگر روش‌های SWALE و LCSS در هیچکدام از پایگاه داده‌ها عملکرد بهتری نسبت به روش پیشنهادی نداشته‌اند. یعنی روش پیشنهادی در تمامی پایگاه داده‌ها عملکرد بهتر یا یکسانی ارائه کرده است.

۶-نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش جدید برای اندازه‌گیری شباهت بین مسیرها بر اساس فاصله پاره‌خطی و تکنیک پیچوتاب زمانی ارائه کردیم. فاصله پاره‌خطی به‌صورت حداقل هزینه لازم برای تطبیق پاره‌خط‌های دو مسیر تعریف شد. همچنین از تکنیک پیچوتاب زمانی برای رفع مشکل ناسازگاری زمانی نمونه‌های دو مسیر موردقیاس و همچنین تفاوت تعداد نمونه‌ها استفاده شد. معیار شباهت پیشنهادی به‌جای مقایسه مسیرها بر اساس مکان نقاط، از مقایسه پاره‌خط‌های مسیر سود می‌برد که کمک بیشتری به مقایسه ساختاری مسیرها می‌کند. آزمایش‌ها بر روی ۱۳ پایگاه داده، که به‌صورت آزاد در دسترس بودند، نشان داد که در بیشتر آن‌ها روش پیشنهادی بیشترین صحت طبقه‌بندی نزدیکترین همسایگی را در مقایسه با دیگر روش‌ها داشته است. همچنین ازنظر میانگین رتبه نیز عملکرد بهتری در قیاس با دیگر رقبا نشان داد.

این حقیقت که روش پیشنهادی بهترین عملکرد را در چندین پایگاه داده داشته است، استفاده از معیار پیشنهادی به عنوان یک روش باارزش برای اندازه‌گیری شباهت بین مسیرها و سری‌های زمانی چند متغیره را به عنوان یک پژوهش جذاب در آینده معرفی می‌نماید.

مراجع

[1] J. D. Mazimpaka and S. Timpf, "Trajectory data mining: A review of methods and applications," *Journal of Spatial Information Science*, vol. 2016, no. 13, pp. 61-99, 2016.

[2] حسین خندانی، سید محمد مهدی دهقان و هادی مرادی، «الگوریتم واگذاری هدف متحرک زمینی میان دو پهپاد با قید بیشترین پوشش‌دهی منطقه‌ای»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، دوره ۴۷، شماره ۳، صفحه ۹۹۹-۹۸۹، ۱۳۹۶.

[3] مصطفی یحیی‌آبادی و علیرضا صدوقی، «تعیین نواحی با بیش‌ترین احتمال برخورد صاعقه در ساختارهای پیچیده به‌منظور بهینه‌سازی سیستم حفاظت»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، دوره ۴۶، شماره ۲، صفحه ۳۷۷-۳۶۹، ۱۳۹۵.

[4] K. Toohey and M. Duckham, "Trajectory similarity measures," SIGSPATIAL Special, vol. 7, no. 1, pp. 43-50, 2015.

[5] N. Magdy, M. A. Sakr, T. Mostafa, and K. El-Bahnasy, "Review on trajectory similarity measures," IEEE Seventh International Conference on Intelligent Computing and Information Systems (ICICIS), pp. 613-619, 2015.

[6] B. Morris and M. Trivedi, "Learning trajectory patterns by clustering: Experimental studies and comparative evaluation," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), pp. 312-319, 2009.

[7] C. Kleist, *Time Series Data Mining Methods: A Review*, Humboldt-Universität zu Berlin, 2015.

[8] J. Lines and A. Bagnall, "Time series classification with ensembles of elastic distance measures," Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 29, no. 3, pp. 565-592, 2015.

[9] U. Mori, A. Mendiburu, and J. A. Lozano, *Distance Measures for Time Series in R: The TSdist Package*, r-project, 2015.

[10] C. Faloutsos ,M. Ranganathan, and Y. Manolopoulos, "Fast subsequence matching in time-series databases," ACM, 1994.

[11] J. P. Wu and S. Wei, *Time series analysis*, Hunan Science and Technology Press,ChangSha, 1989.

[12] L. R. Rabiner and B. H. Juang, *Fundamentals of speech recognition*, 1993.

[13] D. J. Berndt and J. Clifford, "Using dynamic time warping to find patterns in time series," KDD workshop, vol. 10, no. 16, pp. 359-370, 1994.

[14] M. Vlachos, G. Kollios, and D. Gunopulos, "Discovering similar multidimensional trajectories," 18th International Conference on Data Engineering, pp. 673-684, 2002.

[15] L. Chen and R. Ng, "On the marriage of lp-norms and edit distance," Proceedings of the Thirtieth international conference on Very large data bases, pp. 792-803, 2004.

[16] L. Chen, M. T. Özsu, and V. Oria, "Robust and fast similarity search for moving object trajectories," Proceedings of the 2005 ACM SIGMOD international conference on Management of data , pp. 491-502, 2005.

[17] M. D. Morse and J. M. Patel, "An efficient and accurate method for evaluating time series similarity," Proceedings of the 2007 ACM SIGMOD international conference on Management of data, pp. 569-580, 2007.

[18] P. F. Marteau, "Time warp edit distance with stiffness adjustment for time series matching," IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, vol. 31, no. 2, pp. 306-18, Feb 2009.

[19] A. Stefan, V. Athitsos, and G. Das, "The move-split-merge metric for time series," IEEE transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 25, no. 6, pp. 1425-1438, 2013.

[20] F. Hausdorff, *Mengenlehre*. Walter de Gruyter Berlin, 1927.

[21] J. Lou, Q. Liu, T. Tan, and W. Hu, "Semantic interpretation of object activities in a surveillance system," 16th International Conference on Pattern Recognition, 2002. Proceedings, vol. 3, pp. 777-780, 2002.

[22] H. Alt and M. Godau, "Computing the Fréchet distance between two polygonal curves," International Journal of Computational Geometry & Applications, vol. 5, no. 01n02, pp. 75-91, 1995.

[23] T. Eiter and H. Mannila, *Computing discrete Fréchet distance*, Citeseer, 1994.

[24] P. C. Besse, B. Guillouet, J.-M. Loubes, and F. Royer, "Review and Perspective for Distance-Based Clustering of Vehicle Trajectories," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 17, no. 11, pp. 3306-3317, 2016.

[25] H. Sakoe and S. Chiba, "Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition," IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing, vol. 26, no. 1, pp. 43-49, 1978.

[26] T. Górecki and M. Łuczak, "Using derivatives in time series classification," Data Mining and Knowledge Discovery, pp. 1-22, 2013.

[27] G. E. Batista, E. J. Keogh, O. M. Tataw, and V. M. De Souza, "CID: an efficient complexity-invariant distance for time series,"

Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 28, no. 3, pp. 634-669, 2014.
[28] J. Chen, M. K. Leung, and Y. Gao, "Noisy logo recognition using line segment Hausdorff distance," Pattern recognition, vol. 36, no. 4, pp. 943-955, 2003.
[29] J.-G. Lee, J. Han, and K.-Y. Whang, "Trajectory clustering: a partition-and-group framework," Proceedings of the 2007 ACM SIGMOD international conference on Management of data, pp. 593-604, 2007.
[30] E. Keogh and S. Kasetty, "On the need for time series data mining benchmarks: a survey and empirical demonstration," Data Mining and knowledge discovery, vol. 7, no. 4, pp. 349-371, 2003.
[31] X. Wang, A. Mueen, H. Ding, G. Trajcevski, P. Scheuermann ,and E. Keogh, "Experimental comparison of representation methods and distance measures for time series data," Data Mining and Knowledge Discovery, pp. 1-35, 2013.
[32] A. Bagnall and J. Lines, "An experimental evaluation of nearest neighbour time series classification," arXiv preprint arXiv:1406.4757, 2014.
[33] Z. Zhang, K. Huang, and T. Tan, "Comparison of similarity measures for trajectory clustering in outdoor surveillance scenes," 18th International Conference on Pattern Recognition, vol. 3, pp. 1135-1138, 2006.
[34] W. Kadous, *GRASP: Recognition of Australian sign language using Instrumented gloves*, 1995.
[35] W. Hu, X. Li, G. Tian, S. Maybank, and Z. Zhang, "An incremental DPMM-based method for trajectory clustering, modeling, and retrieval," IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, vol. 35, no. 5, pp. 1051-65, May 2013.
[36] C. Beyan and R. B. Fisher, "Detection of Abnormal Fish Trajectories Using a Clustering Based Hierarchical Classifier," BMVC, 2013.
[37] R. Ramos-Garijo, S. Martín, A. Marzal, F. Prat, J. M. Vilar, and D. Llorens, "An input panel and recognition engine for on-line handwritten text recognition," Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, vol. 163, p. 223, 2007.
[38] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," Ijcai, vol. 14, no. 2, pp. 1137-1145, 1995.
[39] Y. S. Abu-Mostafa, M. Magdon-Ismail, and H.-T. Lin, *Learning from data*. AMLBook New York, NY, USA:, 2012.
[40] D. M. Powers, "Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation," 2011.

زیرنویس‌ها

[1] Lockstep measures
[2] Elastic measures
[3] Dynamic Time Warping
[4] Longest Common SubSequence
[5] Edit distance
[6] Edit Distance on Real sequence
[7] Gap
[8] Edit distance with Real Penalty
[9] Time Warp Edit Distance
[10] Move-Split-Merge
[11] Hausdorff
[12] Frechet
[13] Symmetric Segment Path Distance
[14] Projection
[15] Nearest Neighbor
[16] Precision
[17] MATLAB