以往的相似性算法大多使用的查询轨迹Q和数据轨迹T中对应采样点的距离来计算得到轨迹距离，经典的算法如DTW、EDR、ERP算法等。这种方法存在的缺陷就是，采样策略的细微变化会导致最终相似性结果的变化。同样一个对象相同方式移动产生的轨迹，其采样策略的变化，会导致与数据轨迹T产生成倍增长的距离。比如以5s为采样频率产生Q1，以10s为频率产生Q2，数据轨迹为T，那么Q1的采样点个数是Q2的两倍，会导致基于对应采样点距离的相似度计算方法产生的轨迹距离相差很大，若Q1与T的距离为d（Q1，T），那么d（Q2，T）约为2\* d（Q1，T）。

移动对象轨迹数据的分析挖掘需要关心轨迹间的距离，比如空间距离、时间距离等，还要关心轨迹的形状是否相似。最后数据分析的质量好坏与取决于距离的计算函数和形状相似的度量方法。

问题：找出给定数据轨迹T中，和查询轨迹Q最相似的轨迹段。（假设T比Q长）

**第三章 利用正态空间解决多维空间下数值不均衡问题**

**问题定义：**数值不均衡问题，即时空数据某一维度数值跨度很大，而相比而言另一维度的跨度很小。例如轨迹开始与终止时间跨越为十二个小时，即43200秒，空间距离跨度为4000米，从数值上看，时间维度的数值远大于空间维度的数值。或者汽车从北京（116.408598, 39.923079）开往南昌（115.700302, 28.934003），在经度上跨度很小，约为120千米，而纬度上跨度很大，约为1320千米。

**前人工作：**2014年VLDB的一篇文章使用以下的方法计算轨迹间距离，假设查询轨迹q和数据轨迹t上对应点为v1和v2。论文使用空间距离为v1和v2的路网距离，时间距离为v1和v2的时间戳之差，然后将空间距离和时间距离作为指数函数的指数部分，获取空间影响因子Is（v1,v2）和时间影响因子It（v1，v2），如公式（2）和（3）所示，该影响因子代表样本点之间的时空相似程度。在相似度函数的计算中，利用LCSS的方法，找出所有样本点对以获得最大空间和时间相似度相似度，如（4）和（5）所示，其中权重q.head.w代表点q在相似度计算中的重要程度，也是文章的创新点之一。最后使用参数将相似度结合起来，得到轨迹相似度，如公式（6）所示。









**存在的问题：**该方法的问题是没有考虑到相同差距值在不同维度具有不同的信息，忽视了空间上的单位米和时间上的单位秒的概念，将距离和时间简单作为一个数值带入公式中进行影响因子的计算。然后论文认为可以仅根据用户的时间相似度和空间相似度的重要程度确定参数。但是数值上大小相同的空间和时间影响因子，可能描述了轨迹不一样的相似程度。

假设两条轨迹的一对对应点v1和v2，空间距离是5米，时间戳差距是0分钟，另外一对对应点v3和v4空间距离是0米，时间戳差距是5分钟。此外两条轨迹在距离上首尾跨度1200米，时间跨度是10分钟。如果的确定不考虑轨迹时空跨度，即时空数据的不均衡，那么假设用户认为时间和空间因素同等重要的情况下为0.5，通过计算得到的Is(v1,v2)和It(v3,v4)数值相等，It(v1,v2)和Is(v3,v4)数值相等。但是1200米的轨迹上对应点之间5米的差距是很小的，而相比而言10分钟的跨度内，有5分钟的时间差距是很大的，计算结果很明显与用户的需求不符合。

与之类似的另一个问题，在欧式空间下，很多方法直接使用欧氏距离作为点与点之间的空间距离。而欧式空间中的x轴和y轴是两个不同的维度。如果轨迹在x轴上跨度很大，而在y轴上跨度很小，那么对应样本点在x轴上的距离差距和在y轴上的距离差距也不可以简单使用各自数值去计算。

**数值不均衡问题：**出现上述问题的关键在于之前的方法忽视了不同维度的数值传达信息的不同。上述论文中的方法在下面的情况下，影响不是很大，以二维空间举例，当轨迹沿着与经线和纬线夹角为45度的方向延伸时，轨迹在两个维度有相同的计量单位，并且有着相差不大的数值范围，此时使用欧氏距离可以描述轨迹的相似程度。但是下面两种情况，之前的方法不能很好的适用。第一种情况是轨迹与经线或纬线夹角很小，会使得轨迹在经纬度上的距离值相差很多倍。第二种情况是加入了时间维度，首先与空间维度的计量单位不同，那么相同的差值，表示的相似度信息也是不同的。

**正态空间：**为了解决上述问题，我使用统计学中的Standardization方法将所有维度分别进行标准化处理，构造一个正态空间。构造方法是首先获取两条轨迹所有样本点Q={q1, q2, q3…,qm}，R={r1,r2,r3…rn}。其中样本点格式为（，，），计算三个维度各自的均值和方差，，，，，。然后针对所有点pi使用下面公式做标准化。

得到正态空间下的轨迹点集合，。其中每个点=(,,)。

**对应样本点：**

我们计轨迹Q上的样本点qi在轨迹R上的对应样本点为R（q）。这里有可能会出现R（qi）和R（q（i+1））是同一个样本点的情况，即qi和qi+1对应到了轨迹R上的同一个样本点。

**对应轨迹段相似性：**

在介绍对应轨迹段的相似性之前，需要介绍到对应点和对应轨迹段的概念。

轨迹上的对应点指的是使用一个样本点对齐算法，将数据轨迹R上的所有样本点对齐到查询轨迹Q上去，那么R上的某个样本点会获得轨迹Q上的一个对应点，我们将在轨迹Q上的对应点记作。这里需要明确的是，并不一定是数据轨迹Q上的一个样本点。考虑减少到采样策略的不同对轨迹相似性计算造成的影响，本文中的样本点对齐算法的设计将有可能使对齐到查询轨迹Q两个样本点之间的连线上。

介绍完对应点的概念后，接下来介绍对应轨迹段的概念。数据轨迹R上的连续两个样本点和，会在查询轨迹Q上分别获得他们的对应点和，那么轨迹段的对应轨迹段就是。

由于后面计算轨迹相似性的需要，我们提出标准空间下的对应轨迹段相似性的概念。在标准空间中，数据轨迹段和对应的查询轨迹段之间的相似性由两部分组成，第一部分是其形状上的相似性，第二部分是标准空间下轨迹段之间距离上的接近程度。

**1、轨迹段形状相似性**

轨迹段时空距离的计算需要明

对于Q上相邻的两个样本点和，我们可以得到其在R上的对应点和。那么由和组成的轨迹段会匹配到R上和组成的轨迹段。这两条轨迹段形状上的相似程度由两条轨迹段的夹角和轨迹段的长度决定，两条轨迹段夹角越小的情况下，两条轨迹段长度越长，轨迹形状越相似。这里采用映射到方向上的距离描述轨迹段的形状上的相似，如果轨迹段映射后的距离大于轨迹段的长度，则取轨迹段的长度作为

**轨迹段空间距离：**