

时间序列数据挖掘中的动态时间弯曲研究综述

李海林[†], 梁叶, 王少春

(华侨大学 工商管理学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 动态时间弯曲是一种重要的相似性度量方法,对时间序列数据挖掘的性能起着至为关键的作用,对其进行全面和深入的探索具有十分重要的理论意义和实际应用价值. 首先简述动态时间弯曲算法的基本步骤,并分析其优点和存在的不足;然后,从动态时间弯曲度量效率的改进研究、度量效果的提升措施以及其在各个行业的应用研究等进行相关综述;最后,给出动态时间弯曲的进一步研究方向. 通过对动态时间弯曲方法相关综述及分析,能为相似性度量、聚类和分类等时间序列数据挖掘技术提供必要的文献资料和理论基础.

关键词: 时间序列; 动态时间弯曲; 相似性度量; 数据挖掘

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Review on dynamic time warping in time series data mining

LI Hai-lin[†], LIANG Ye, WANG Shao-chun

(College of Business Administration, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: As a significant similarity measure, dynamic time warping has critical effect on the performance of time series data mining. The study of dynamic time warping has significant theoretical and practical importance. Firstly, the basic step of the dynamic time warping algorithm is introduced, and the advantages and the shortages are analyzed. Then, dynamic time warping at the aspects of the related improved research of measure efficiency, promotion ways of measure quality and its application in various industries is reviewed. Furthermore, relative some research hotspots are summarized, and several directions for the future research is given. The review and analysis for the related methods of dynamic time warping can provide necessary document literature and theory basis for time series data mining including similarity, clustering and classification.

Keywords: time series; dynamic time warping; similarity measure; data mining

0 引言

时间序列是生活中常见的一种数据类型,由一系列按照时间顺序排列的、从观测对象获取到的观测值组成. 时间序列无处不在,使其在各个行业获得普遍的应用,例如证券交易数据^[1]、气象数据^[2]、工业用电数据^[3]、脑电波和心电图数据^[4-5]等. 时间序列相似性度量是衡量两条时间序列相似程度的度量方法,是时间序列聚类分析中一个不可缺少的步骤^[6],也是分类、聚类、规律发现、模式识别等工作的子进程,好的度量方法其性能直接影响后期时间序列数据挖掘的效果^[7]. 因此,度量距离的大小决定了时间序列的相似程度,相似性度量方式的特点决定了相似性度量的效果. 动态时间弯曲(Dynamic time warping, DTW)

是时间序列相似性度量中常用的方法,由 Berndt 等^[8]于 1994 年提出并将其应用到时间序列数据挖掘领域中,以此发现时间序列中的模式. 动态时间弯曲不仅可以消除欧氏距离“点对点”的匹配缺陷,通过弯曲时间达到时间序列数据点“一对多”的匹配,实现不等长时间序列的度量,还对时间序列的偏移、振幅变化等情况具有较强的鲁棒性. 此后,针对动态时间弯曲理论和应用研究得到了研究者的广泛响应.

尽管动态时间弯曲可以较好地根据时间序列的形态进行度量,但仍然存在一定的局限性. 目前,人们针对动态时间弯曲的研究主要分为以下几个方面:如何提高动态时间弯曲的度量效率;如何提高动态时间弯曲的度量质量;动态时间弯曲在各行业的应

收稿日期: 2017-08-03; 修回日期: 2017-09-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71771094,61300139); 福建省社会科学规划项目(FJ2016B076); 福建省新世纪优秀人才支持计划项目(Z1625112).

作者简介: 李海林(1982—),男,副教授,博士,从事数据挖掘与机器学习等研究;梁叶(1992—),男,硕士生,从事数据挖掘与机器学习的研究.

[†]通讯作者. E-mail: hailin@hqu.edu.cn

用性能. 鉴于此, 本文首先概述动态时间弯曲的基本原理, 并分析其优点和存在的不足; 然后分别从动态时间的度量效率改进、度量效果改进、各领域的应用等方面展开综述; 最后, 对工作进行总结, 并给出未来研究的方向.

1 基本原理

动态时间弯曲是一种准确率高、鲁棒性强的时间序列相似性度量方法, 在语音识别领域得到了首次应用^[9]. 与传统欧氏距离不同的是, 动态时间弯曲可以通过弯曲时间序列的时域对时间序列的数据点进行匹配, 不仅能够得到更好的形态度量效果, 而且能够度量两条不等长的时间序列.

尽管欧氏距离在度量中具有高效性, 将时间序列进行“一对一”的数据匹配, 但未能准确地使波峰、波谷匹配起来, 而动态时间弯曲通过弯曲时间轴, 能够实现“一对多”的数据对应. 动态时间弯曲能够成功地将两条时间序列的波峰和波谷分别匹配起来, 体现了动态时间弯曲在形态度量上的优势.

给定两条时间序列 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$, 以任意两点间的距离确立 $n \times m$ 的距离矩阵 $D_{n \times m}$, 其中

$$D(i, j) = \|s_i - q_j\|_w \quad (1)$$

为点 s_i 与 q_j 间的距离, $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$, 当 $w = 2$ 时为欧氏距离. 为了计算 S 和 Q 的动态时间弯曲距离 $DTW(S, Q)$, 需要找到一条最优的弯曲路径 $P_{\text{best}} = \{p_1, p_2, \dots, p_K\}$ ($\max(n, m) \leq K \leq n + m + 1$) 使得 S 和 Q 的累积距离值达到最小, p_k 表示该弯曲路径元素在距离矩阵中的位置, 即 $p_k = (i, j)_k$ 表示 s_i 与 q_j 之间的匹配关系, 可知 $D(p_k) = D(i, j)_k$. 一般存在着多条弯曲路径, 有效的弯曲路径 P 必须符合给出的3个要求:

1) 边界性: $p_1 = (1, 1), p_K = (n, m)$.

2) 单调性: 给定 $p_k = (i, j)$ 和 $p_{k+1} = (i', j')$, 有 $i' \geq i, j' \geq j$.

3) 连续性: 给定 $p_k = (i, j)$ 和 $p_{k+1} = (i', j')$, 有 $i' \leq i + 1, j' \leq j + 1$.

边界性是确保 P 的起点 $p_1(1, 1)$ 与终点 $p_K(n, m)$ 分别在距离矩阵 $D_{n \times m}$ 的左下角和右上角; 单调性和连续性是为了保证弯曲路径的下一个点在当前点的上方、右上方或右方, 如 $p_{k+1} - p_k \in \{(1, 0), (1, 1), (0, 1)\}$. 在众多有效的路径中, 找到唯一的最优路径使得累积距离达到最小, 即

$$D(S, Q) = \min_P \left\{ \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K D(p_k) \right\}. \quad (2)$$

式(2)分母中 K 的目的是使得在对照所有不同长度的弯曲路径时, 能够得到一个同一标准, 类似于标准化过程. 为了求解式(2), 利用动态规划方法构造一个代价矩阵 γ , 其中每个元素通过下式得到:

$$\gamma(i, j) = D(i, j) + \min \begin{cases} \gamma(i-1, j-1); \\ \gamma(i-1, j); \\ \gamma(i, j-1). \end{cases} \quad (3)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m, \gamma(0, 0) = 0, \gamma(i, 0) = \gamma(0, j) = \infty$. 式(3)表示当前元素的累积距离为当前距离值加上相邻3个元素累积距离值的最小值, $\gamma(n, m)$ 便是动态时间弯曲度量 S 和 Q 的最小累积代价, 可知 $DTW(S, Q) = \gamma(n, m)$. 得到最小累积代价后, 为了得到最优弯曲路径, 再反向以 p_K 为起点寻找弯曲路径. 直到 $i = j = 1$ 以及 $p_k(i, j) = (1, 1)$ 时, 寻找过程结束, 最终得到完整的弯曲路径.

动态时间弯曲与传统的欧氏距离相比, 具有如下特点:

1) 欧氏距离只能计算等长的时间序列; 而动态时间弯曲可以计算相同长度的时间序列, 还能实现不等长的时间序列的计算.

2) 欧氏距离只能够实现数据同步匹配, 即数据点“一对一”匹配; 而动态时间弯曲可以实现“一对一”数据匹配, 也可以实现数据异步匹配, 即数据点“一对多”匹配. 然而, 动态时间弯曲会存在异常匹配的问题, 即一条时间序列上的一个点匹配另一条时间序列上一大块区域的点, 使得相似性度量不准确.

3) 欧氏距离对时间序列数据的异常点、噪声敏感, 度量质量容易受其影响; 而动态时间弯曲对时间序列振幅变化、偏移、噪声等时间序列普遍存在的问题有很强的健壮性.

4) 欧氏距离具有较好的计算效率, 其时间消耗为 $O(n)$; 动态时间弯曲的时间复杂度较高, 为 $O(nm)$, 制约其在海量时间序列数据挖掘的应用.

5) 欧氏距离满足三角不等式; 动态时间弯曲不满足三角不等式. 动态时间弯曲可以实现时间序列的异步相关性比较^[10], 也能够多元时间序列中发现变量相关性^[11], 而欧氏距离只能够实现同步度量.

2 DTW进展分析

现阶段动态时间弯曲的相关研究主要集中在以下3个方面: 一是对动态时间弯曲算法的改进以达到时间序列相似性度量效率的提升; 二是改善动态时间弯曲在时间序列相似性度量中的效果; 三是动态时间弯曲在各个领域中的应用. 下面将围绕这3个方面对动态时间弯曲方法的综述展开工作.

2.1 度量效率研究

由于动态时间弯曲具有较高的时间复杂度,即两条时间序列长度的乘积(高时间消耗性)使其在大规模数据中的应用受到了制约,如何提高动态时间弯曲的度量效率是改善动态时间弯曲度量性能的关键之一. 学者们主要从以下方面展开研究:基于全局约束的动态时间弯曲、在低维空间的动态时间弯曲以及设计新的满足动态时间弯曲下界要求的下界函数.

2.1.1 基于全局约束的动态时间弯曲

针对这一类型的动态时间弯曲效率的改进,一般是以减少距离矩阵的计算或者限制弯曲路径检索范围为目标. Sakoe等^[9]在提出将动态时间弯曲应用到语音识别的研究中,提出利用参数 r 来形成对称型的弯曲窗口来缩小路径的检索范围,从而提高计算效率. 窗口宽度通过一个参数进行控制,一般为时间序列长度的一定比例.

在计算距离矩阵和累积代价时,从元素 $(1, 1)$ 到元素 (n, m) ,只有窗口内的元素 (i, j) 参与计算,即 $j - r \leq i \leq j + r$. 因此,弯曲窗口的使用不仅提高了动态时间弯曲的计算效率,而且在一定程度上避免了过度弯曲. 此外,同样广为人知的是Itakura^[12]提出的平行四边形弯曲窗口,缩小了允许路径弯曲的范围,减小了动态时间弯曲度量的时间消耗. 以上两种弯曲窗口如图1所示.

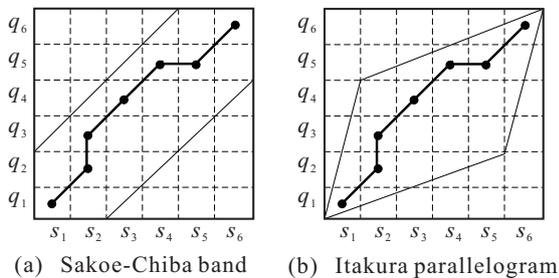


图1 Sakoe-Chiba和Itakura两种全局约束

Sakoe-Chiba band和Itakura parallelogram得到了广泛的应用,两者的区别在于针对 $j - r \leq i \leq j + r$, Sakoe-Chiba band中参数 r 是独立于 i 的,而Itakura parallelogram中参数 r 是 i 的函数^[13]. 文献[13]研究发现,分类精度并非随着弯曲窗口的增大而增大,并且对行业类型有着明显的依赖性,因此设计一种自适应形状的弯曲窗口R-K Band,不仅可以提高分类精度,还能减少运算时间消耗. Yu等^[14]为了提高在度量时间序列的计算效率,通过使最近邻假设边缘最大化来学习弯曲窗口的约束,最终得到全局最优的弯曲路径,同时也提高了时间序列的分类效果. 朱承志等^[15]在距离矩阵中设置了路径禁区,利用自定义的弯曲路径变化率有界性来限制路径的搜索范围,在本

质上也是通过一种弯曲窗口提高了路径的检索效率.

2.1.2 基于低维空间的动态时间弯曲

基于低维空间的动态时间弯曲将原始时间序列数据转换到低维空间表示,并在低维空间中尽可能地反映原始数据的信息,最终利用动态时间弯曲来度量低维空间下的特征数据. 时间序列本身存在高维性、动态性、变量相关性,若直接利用动态时间弯曲对其进行计算,不仅需要付出高昂的时间代价,甚至会影响最终度量结果的准确性和可靠性. 因此,为了平滑数据,消除噪声和数据降维,需要对时间序列进行特征表示后再利用动态时间弯曲对特征数据进行度量.

针对这一方面的研究,李海林等^[16]从时间序列的形态出发,为了利用动态时间弯曲更好地反应时间序列的形态特征,提出了基于分段聚合时间弯曲距离PA_TWD,利用分段聚合近似方法对分段计算均值以得到特征序列,再通过动态时间弯曲度量特征序列. 此算法一是可以综合反映时间序列之间的相似性,二是增强了度量的效率. Adwan等^[17]利用动态时间弯曲方法提出一种新的图像拼接技术,在获得拼接图像的时间序列后,利用分段聚合近似(Piecewise aggregation approximation, PAA)方法对时间序列进行处理,使得在尽可能保存整体信息的情况下减小时间序列长度,最后再利用动态时间弯曲对经过处理的时间序列进行度量. 与其他拼接技术相比,效率和质量都得到了很大提高. 李海林等^[18]提出一种新的距离度量公式PADD,利用经过PAA处理的时间序列和时间序列的导数序列进行参数化动态时间弯曲度量,在低维空间可以得到较好的分类质量和效率. Bankó等^[19]提出了一种基于分段线性近似(Piecewise linear approximation, PLA)和动态时间弯曲的度量方法,先对时间序列进行PLA分段,每个分段使用均值和斜率进行表示,最后利用动态时间弯曲对特征序列进行度量分段;此后,将工作推广到多元时间序列,提出了CBDTW方法^[20],使用基于主成分分析(Principal component analysis, PCA)的分割方法对多元时间序列由下而上进行分段,在计算动态时间弯曲距离的过程中,构建距离矩阵时以分段的相关系数为距离矩阵的元素,最后完成整个动态时间弯曲的计算过程. 该方法既避免了使用整个时间序列数据,又反映了当多元时间序列具有大量相关性结构的变量时,这种基于相关性的动态时间弯曲度量效果比基于欧氏距离的动态时间弯曲要好.

2.1.3 满足DTW下界要求的下界函数

下界函数常用在相似性搜索工作中,由于动态时间弯曲的时间复杂度为两条时间序列长度的乘积,高

昂的时间计算代价成为动态时间弯曲在大规模数据挖掘应用中的瓶颈. 为了处理该难题, 常用的方法是通过利用动态时间弯曲距离的下界, 将不是最好的匹配候选序列剔除掉, 缩小数据集大小并增强时间序列相似性搜索的性能. 在数学上, 存在一个实数 a 和一个实数集合 B , 使得 $\forall x \in B$, 都有 $a \leq x$, 称 a 为 B 的下界. 因此, 任意两条时间序列的DTW下界函数的距离值特点是, 一定小于等于这两者之间的动态时间弯曲距离, 即 $LB(S, Q) \leq DTW(S, Q)$. 若函数符合该条件, 则该下界函数为动态时间弯曲的下界函数. 若下界函数距离值大于某个给定阈值, 则动态时间弯曲距离必定大于该阈值. 动态时间弯曲下界函数一般要求计算效率高、距离紧凑等特点, 下界紧凑性 $T = LB(S, Q)/DTW(S, Q)$. 综上所述, 通过动态时间弯曲的下界函数剔除那些距离大于指定阈值的候选序列, 以增强动态时间弯曲的计算性能.

Kim等^[21]设计一种下界函数LB_Kim, 并得到了广泛应用, 其计算公式为

$$LB_Kim(S, C) = \max_{i=1,2,3,4} d(f_i^a, f_i^c). \quad (4)$$

其中: $f_1^x = x_1, f_2^x = x_{|x|}, f_3^x = \min(x), f_4^x = \max(x)$. 通过4个特征构建时间序列, 4个特征由时间序列的首尾两点、最大值和最小值构成, 以特征向量对应分量平方差的最大值作为下界, 进而对候选集进行筛选, 增强数据搜索性能, 如图2所示. 然而, 四元组特征向量只是由4个点构成, 相比长度为成百上千的原始时间序列而言数量太少, 导致描述性不强, 因此下界紧凑性和检索效果不是很好. 此后, Kim等^[22]使用类似于LB_Kim的下界函数解决子序列的匹配问题, 将数据归一化后以动态时间弯曲为相似性度量方法, 构建后缀树索引结构, 即使以后缀树为索引结构对子序列匹配有一定的启发性, 但当处理大规模数据时, 后缀树也呈数据级增长.

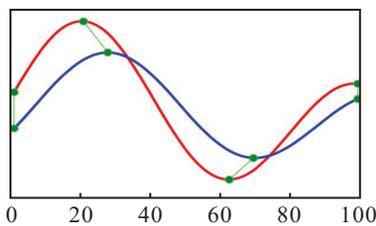


图2 LB_Kim的DTW下界紧凑性

Yi等^[23]设计了新的下界函数LB_Yi, 有

$$LB_Yi(S, C) = \sum_{q_i > \max(C)} d(q_i, \max(C)) + \sum_{q_i > \min(C)} d(q_i, \min(C)). \quad (5)$$

如图3所示. 给定两条时间序列, 通过得出其中一条时间序列大于(小于)另外一条时间序列的最大

值(最小值)来求解该时间序列大于另一条时间序列最大值区域的平方差与小于另一条时间序列最小值区域的平方差之和作为下界. 尽管这种方法在一定程度上优于顺序搜索, 但容易造成漏报.

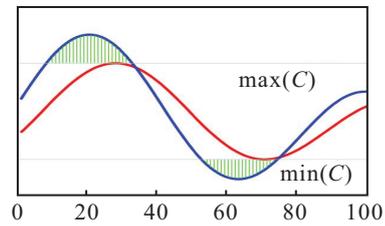


图3 LB_Yi的DTW下界紧凑性

Keogh等^[24]提出了LB_Keogh下界函数, 有

$$LB_Keogh(Q, C) = \sum_{i=1}^n \begin{cases} (q_i - u_i)^2, & q_i > u_i; \\ (q_i - l_i)^2, & q_i < l_i; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

如图4所示, 找到查询序列的上包络线 U 和下包络线 L , 计算候选序列超出上下包络线区域的部分之和作为下界, 并证明该下界距离更为紧凑, 不会产生漏报. 该方法一经提出, 便得到了广泛的应用. 由于在某些情况下时间序列数据长度为成千上万, 需要一种能够处理低维空间数据的下界函数. Keogh等^[24]在同一工作中, 又提出了在低维空间下的LB_Keogh下界函数LB_PAA. 首先将时间序列进行分段聚合近似处理得到降维后的特征序列, 对特征序列构建新的上、下包络线, 然后利用LB_PAA下界函数进行度量. 由于LB_PAA是LB_Keogh的下界函数, 在一定程度上提高了动态时间弯曲的计算效率.

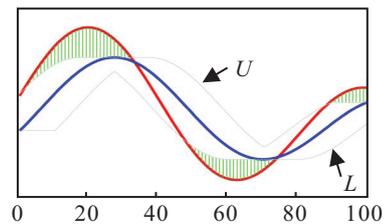


图4 LB_Keogh的DTW下界紧凑性

Li^[25]针对多元时间序列提出了两种下界函数LB_MPAA和LB_MKeogh, 将多元时间序列转化为一元时间序列作为该多元时间序列的中心序列, 由于样本的中心序列可能不等长, 对中心序列进行扩展以得到扩展中心序列, 利用LB_MPAA和LB_MKeogh对扩展中心序列进行度量. 经过理论分析和证明, LB_MPAA和LB_MKeogh均为动态时间弯曲的下界距离, 并可以计算长度不同的多元时间序列距离. 与此同时, 为了提升传统LB_Keogh的DTW下界紧凑性质量, Li^[26]提出在LB_Keogh基础上增加界于上下包络线之间滑动窗口中两条时间序列数据

点的最小距离,计算公式为

$$LB_Keogh(Q, C) = \sum_{i=1}^n \begin{cases} (q_i - u_i)^2, & q_i > u_i; \\ (q_i - l_i)^2, & q_i < l_i; \\ \min_{b < j < e} (q_i - c_j)^2, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

其中: $b = \max(1, i - r)$, $e = \min(m, i + r)$, m 为时间序列的长度, r 为滑动窗口的大小。

如图5所示,与图4相比, LB_Nkeogh 增加了界于包络线内且在滑动窗口内两条时间序列的最小距离。

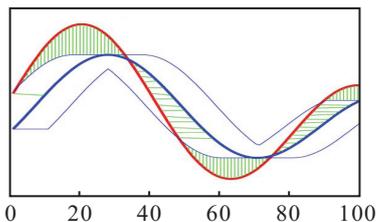


图5 LB_NKeogh 的DTW下界紧凑性

2.2 度量效果研究

时间序列相似性效果取决于度量效果,动态时间弯曲作为相似性度量常用的方法,其度量质量影响着挖掘工作的结果。因此,为了利用动态时间弯曲得到更好的度量效果,很多研究者投入到对动态时间弯曲的改进工作中。本文将动态时间弯曲度量质量的改进研究主要归为两类:1) 针对动态时间弯曲算法过程的改进;2) 结合其他方法改进动态时间弯曲度量。

2.2.1 针对算法过程的改进研究

针对该类型的改进主要针对距离矩阵的构建过程(Slope weighting)、累积代价矩阵的构建过程(Step pattern)的改进。例如, Petitjean等^[27]利用动态时间弯曲度量卫星图像时间序列,在构建距离矩阵的过程中,计算某个元素时引入时间差表示对应获取的两幅图像的延时效果。若时间差小于给定的阈值,则该元素被包括到弯曲窗口内参与动态时间弯曲剩余步骤的计算。该方法主要为了反映卫星图像采样的不规则情况,使得动态时间弯曲度量卫星图像时间序列中“点和点”匹配更为合理。Jeong等^[28]为了得到更合理的动态时间弯曲度量效果,利用时间序列数据点的相位差提出WDTW方法,在距离矩阵中相位差越高的元素将被赋予越高的惩罚权重,避免了时间序列过度弯曲和不合理匹配的问题。Adwan等^[29]为了反映图像的特征部位,在利用动态时间弯曲度量图像特征序列的过程中,以数据点的平方作为该点的新特征点,计算新特征点之间欧氏距离。将错配的数据点赋予较大的惩罚因子,提高了动态时间弯曲度量性能。肖辉等^[30]为了能够充分利用时间序列某些点的

特性对度量的影响,提出利用时间序列的特征点构建新的特征序列,然后使用动态时间弯曲对特征序列进行度量。该方法不仅能够自适应地将时间序列分段,反映时间序列的特征,而且在不降低性能的同时能够提高动态时间弯曲的运行效率。Cheng等^[31]在识别3D静态图形和3D轨迹中提出一种新的动态时间弯曲度量方法,即Image-to-class DTW。该方法将训练图片样本转化为时间序列,再提取时间序列的特征成分集(特征成分由子序列构成)。训练集按类别构建特征成分矩阵(每行为训练集构成的特征成分集),若训练集有 C 个类别的样本,则训练集最终转化为 C 个特征成分矩阵,每个矩阵的元素由对应类别样本的特征成分构成,每行则是样本的特征成分集。将测试图片转化为特征成分集后,分别与 C 个特征成分矩阵进行度量,计算方式是:矩阵每列的每个元素与测试集对应的元素分别进行DTW度量,每列得到与测试集的特征成分DTW距离最小的距离值后,其加权之和为Image-to-class DTW(I2I-DTW)距离,测试集与哪个特征成分矩阵的I2I-DTW距离最小,则被判定为该特征成分矩阵对应的类别。该方法极大提高了3D图像和3D运动轨迹识别精度,但是由于参数较多,训练过程时间较长。

2.2.2 与其他方法相结合的改进研究

为了充分发挥动态时间弯曲的度量优势,减小动态时间弯曲因自身的缺陷对度量效果的影响,许多研究者通过利用其他方法与动态时间弯曲相结合来增强动态时间弯曲的度量效果。Keogh等^[32]为了很好地实现对时间序列波动趋势的度量,提出DDTW算法,利用动态时间弯曲度量时间序列的二阶导数序列,有效地避免了过度弯曲的情况。Zhang等^[33]为了能够充分利用数据点之间的联系提高动态时间弯曲的度量效果,结合图像识别的思想,提出利用形状上下文(Shape context)的动态时间弯曲度量方法,不仅避免了时间轴的过度弯曲以达到数据点之间合理的对应,而且得到了较好的分类效果。然而,由于该方法需要对每个数据点计算并比较形状,使得整体时间复杂度较高。Cai等^[34]提出了一种基于动态时间弯曲的分段统计近似方法,该方法通过提取时间序列的特征向量达到分段的目的,用赋权的欧氏距离构建分段序列之间的距离矩阵,再利用动态时间弯曲找到分段序列的匹配关系,能够反映时间序列的重要知识,得到了更好的质量,在效率方面也优于传统动态时间弯曲方法。Górecki等^[35]为了得到更好的分类效果,结合动态时间弯曲和时间序列一阶导数,提出了一种新的度量距离 DD_{DTW} ,该距离在分类实验上取得了

较好的成果. 此后, 对该方法进行扩展^[36], 在文献[35]的工作基础上结合时间序列的二阶导数, 得到新的度量距离 $2DD_{DTW}$, 该距离较文献[35]的分类效果得到了很大进步. 然后继续将动态时间弯曲扩展到多元时间序列, 提出一种参数化距离度量公式^[37], 该公式结合动态时间弯曲和 $DDTW$, 也取得了很好的分类效果. Li等^[38]提出利用三次样条差值得到时间序列的导数, 并以此构建导数序列, 再利用 $DDTW$ 度量对导数序列进行度量. 该模型可以产生更少的奇异点, 并且能够获得更短的弯曲路径.

2.3 动态时间弯曲在各个领域中的应用

动态时间弯曲是一种度量准确率较高的时间序列相似性度量方法, 最早应用在语音识别领域, 目前已经在多个领域得到了应用. 例如在金融行业, 动态时间弯曲作为相似性度量方法^[39]取得了较好的度量效果, 不仅能够发现多元金融时间序列特征分量之间的相关关系^[40]和个股的联动性^[41], 而且可以通过特征表达和聚类深入探索金融时间序列^[25], 预测股价^[42-43]. 在工业领域, 可以利用动态时间弯曲解决通信接口多数资源采样频率不一致的问题^[44], 解决绝缘栅双极型晶体管极电压信号序列的差异^[45]、电能质量的评估^[46]、传感器故障检测^[47]、轴承故障检测^[48-50]等. 在图形图像识别领域中, 动态时间弯曲被应用来解决在线签名认证问题^[51]、动作识别^[31, 52-57]、图像处理^[58-59]、图形可视化^[60]等. 在生物医学领域, 动态时间弯曲同样可以用于运动康复^[61-62]、心电图^[63-64]、脑电波^[65-67]、睡眠状态检测^[68]、基因研究^[69-70]等. 动态时间弯曲不仅在上述领域中得到应用, 在气象^[71]、城市污水流量监测^[72]、网络安全^[73-74]等领域也得到了充分应用.

3 未来主要研究方向

近年来, 对动态时间弯曲的研究已经取得了一定的进展, 并广泛应用于各个领域, 如金融行业的股票联动性和股指期货套期保值、医疗行业的心电数据异常检测和零售行业中行为模式识别等. 然而, 随着研究的不断深入, 仍然存在一些值得研究和关注的问题:

1) 动态时间弯曲有较高的度量准确度, 通过在累积代价矩阵中得到一条最优的路径, 从而实现数据点“一对多”匹配, 不仅克服了传统欧氏距离的“一对一”匹配, 还能够挖掘变量间的异步相关性. 然而, 动态时间弯曲的“一对多”匹配也容易出现“变态”弯曲的问题, 使得一条时间序列上的一个点匹配另一条时间序列的一大段时间点, 影响度量的准确性. 因此, 优化弯曲路径成为继续深入优化动态时间弯曲的方

向之一.

2) 尽管动态时间弯曲能够准确度量两条时间序列的相似性, 然而, 高时间复杂度成为其在大规模数据挖掘应用中的瓶颈. 目前的研究工作通过优化搜索空间来减小动态时间弯曲的时间消耗, 但这并没有从本质上改变其度量方式. 因此, 设计高效的下界函数以提高检索效率, 优化动态时间弯曲的计算过程, 对提高动态时间弯曲的计算效率仍然具有重要的意义和价值.

3) 目前的动态时间弯曲度量对象主要集中在静态时间序列, 利用动态时间弯曲处理实时数据的研究还较少. 动态时间弯曲需要先匹配好两条时间序列的数据点, 进而计算出两者的距离, 然而对于动态变化、不稳定的实时数据, 目前常用的动态时间弯曲相关方法无法直接使用, 因此对实时数据的动态时间弯曲度量进行研究可以进一步完善时间序列数据挖掘的工作.

4) 在一些实际问题中, 数据分布会随着时间的变化而变化, 对这些数据的学习称为演化数据的学习. 利用动态时间弯曲训练历史数据的学习机直接作用于未来的数据, 对学习机的泛化能力造成一定的影响. 目前, 针对利用动态时间弯曲进行度量具有演化效果的时间序列数据的研究较少, 如何利用动态时间弯曲来捕捉时间序列的演化规律, 是未来动态时间弯曲研究的一个重要研究问题.

5) 动态时间弯曲结合数据挖掘技术在其他领域中的应用研究. 尽管动态时间弯曲已经在各个领域得到了广泛的使用, 然而其自身的缺陷使其在大规模数据挖掘中受到一定的限制. 因此, 结合数据挖掘技术提升动态时间弯曲的性能, 不断探索动态时间弯曲在其他领域的应用价值, 是将来研究者或者工作人员不断努力的方向之一.

4 结论

时间序列是一种重要的数据类型, 动态时间弯曲作为时间序列相似性度量的方法之一, 对时间序列数据挖掘的性能起着重要的作用. 本文对动态时间弯曲的基本原理做了详细的介绍和优缺点分析, 并对其在国内外的研究现状进行了全面的梳理, 最终给出动态时间弯曲在未来的研究方向, 为完善动态时间弯曲在时间序列挖掘相关领域的研究提供理论基础和技术支撑.

参考文献(References)

- [1] 周博, 严洪森. 基于小波和多维泰勒网动力学模型的金融时间序列预测[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(10): 2654-2662.

- (Zhou B, Yan H S. Financial time series forecasting based on wavelet and multi-dimensional Taylor network dynamics model[J]. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2013, 33(10): 2654-2662.)
- [2] Ailliot P, Bessac J, Monbet V, et al. Non-homogeneous hidden markov-switching models for wind time series[J]. *J of Statistical Planning and Inference*, 2015, 160(5): 75-88.
- [3] 张淑清, 师荣艳, 李盼, 等. 基于混沌关联积分的暂态电能质量扰动分类[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(1): 160-166.
(Zhang S Q, Shi R Y, Li P, et al. Transient power quality disturbance classification based on chaos-correlation-integral[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2015, 36(1): 160-166.)
- [4] Ares J, Lara J A, Lizcano D, et al. A soft computing framework for classifying time series based on fuzzy sets of events[J]. *Information Sciences*, 2016, 330(10): 125-144.
- [5] Padmavathi S, Ramanujam E. Naive bayes classifier for ECG abnormalities using multivariate maximal time series motif[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 47: 222-228.
- [6] Fu T. A review on time series data mining[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2011, 24(1): 164-181.
- [7] Li H. Accurate and efficient classification based on common principal components analysis for multivariate time series[J]. *Neurocomputing*, 2016, 171(1): 744-753.
- [8] Berndt D J, Clifford J. Using dynamic time warping to find patterns in time series[J]. *KDD Workshop*, 1994, 10(16): 359-370.
- [9] Sakoe H, Chiba S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition[J]. *IEEE Trans on Acoustics Speech and Signal Processing*, 1978, 26(1): 43-49.
- [10] Li H. Asynchronism-based principal component analysis for time series data mining[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(6): 2842-2850.
- [11] 李海林. 基于变量相关性的多元时间序列特征表示[J]. *控制与决策*, 2015, 30(3): 441-447.
(Li H L. Feature representation of multivariate time series based on correlation among variables[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(3): 441-447.)
- [12] Itakura F. Minimum prediction residual principle applied to speech recognition[J]. *IEEE Trans on Acoustics Speech and Signal Processing*, 1975, 23(1): 67-72.
- [13] Ratanamahatana C A, Keogh E. Making time-series classification more accurate using learned constraints[C]. *Proc of the 4th SIAM Int Conf on Data Mining*. Philadelphia: SIAM, 2004: 11-22.
- [14] Yu D, Yu X, Hu Q, et al. Dynamic time warping constraint learning for large margin nearest neighbor classification[J]. *Information Sciences*, 2011, 181(13): 2787-2796.
- [15] 朱承治, 李题印, 李先锋, 等. 基于动态时间弯曲和云模型的电能计量动态误差估计[J]. *电网技术*, 2015, 39(11): 3208-3215.
(Zhu C Z, Li T Y, Li X F, et al. Dynamic error estimation for power energy meters based on dynamic time warping and cloud model[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(11): 3208-3215.)
- [16] 李海林, 郭崇慧, 杨丽彬. 基于分段聚合时间弯曲距离的时间序列挖掘[J]. *山东大学学报: 工学版*, 2011, 41(5): 57-62.
(Li H L, Guo C H, Yang L B. Time series mining based on piecewise aggregate time warping distance[J]. *J of Shandong University: Engineering Science*, 2011, 41(5): 57-62.)
- [17] Adwan S, Alsaleh I, Majed R. A new approach for image stitching technique using dynamic time warping (DTW) algorithm towards scoliosis X-ray diagnosis[J]. *Measurement*, 2016, 84: 32-46.
- [18] 李海林, 梁叶. 分段聚合近似和数值导数的动态时间弯曲方法[J]. *智能系统学报*, 2016, 11(2): 843-850.
(Li H L, Liang Y. Dynamic time warping based on piecewise aggregate approximation and data derivatives[J]. *CAAI Trans on Intelligent Systems*, 2016, 11(2): 843-850.)
- [19] Bankó Z, Abonyi J. Dynamic time warping of segmented time series[M]. *Soft Computing in Industrial Applications*. Berlin: Springer Heidelberg, 2010: 117-125.
- [20] Bankó Z, Abonyi J. Correlation based dynamic time warping of multivariate time series[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(17): 12814-12823.
- [21] Kim S W, Park S, Chu W W. An index-based approach for similarity search supporting time warping in large sequence databases[C]. *Proc 17th Int Conf on Data Engineering*. Berlin: IEEE, 2001: 607-614.
- [22] Kim S W, Yoon J, Park S, et al. Shape-based retrieval of similar subsequences in time-series databases[C]. *Proc of the 2002 ACM symposium on Applied Computing*. New York: ACM, 2002: 438-445.
- [23] Yi B K, Jagadish H V, Faloutsos C. Efficient retrieval of similar time sequences under time warping[C]. *Proc of 14th Int Conf on Data Engineering*. Alando: IEEE, 1998: 201-208.
- [24] Keogh E, Ratanamahatana C A. Exact indexing of dynamic time warping[J]. *Knowledge and Information Systems*, 2005, 7(3): 358-386.
- [25] Li H. Piecewise aggregate representations and lower-bound distance functions for multivariate time series[J]. *Physica A : Statistical Mechanics and Its Applications*, 2015, 427: 10-25.
- [26] Li H, Yang L B. Extensions and relationships of some existing lower-bound functions for dynamic time warping, *J of Intelligent Information Systems*, 2014, 43(1): 59-79.
- [27] Petitjean F, Inglada J, Ganarski P. Satellite image time series analysis under time warping[J]. *IEEE Trans*

- on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(8): 3081-3095.
- [28] Jeong Y S, Jeong M K, Omitaomu O A. Weighted dynamic time warping for time series classification[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 2231-2240.
- [29] Adwan S, Arof H. On improving dynamic time warping for pattern matching[J]. Measurement, 2012, 45(6): 1609-1620.
- [30] 肖辉, 胡运发. 基于分段时间弯曲距离的时间序列挖掘[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(1): 72-78.
(Xiao H, Hu Y F. Data Mining based on Segmented Time Warping Distance in Time Series Database[J]. J of Computer Research and Development, 2005, 42(1): 72-78.)
- [31] Cheng H, Dai Z, Liu Z, et al. An image-to-class dynamic time warping approach for both 3d static and trajectory hand gesture recognition[J]. Pattern Recognition, 2016, 55:137-147.
- [32] Keogh E J, Pazzani M J. Derivative dynamic time warping[C]. Proc of the 2001 SIAM Int Conf on Data Mining. Philadelphia: SIAM, 2001, 1: 5-7.
- [33] Zhang Z, Tang P, Duan R. Dynamic time warping under pointwise shape context[J]. Information Sciences, 2015, 315: 88-101.
- [34] Cai Q, Chen L, Sun J. Piecewise statistic approximation based similarity measure for time series[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 85: 181-195.
- [35] Górecki T, Łuczak M. Using derivatives in time series classification[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2013, 26(26): 310-331.
- [36] Górecki T, Łuczak M. First and second derivatives in time series classification using DTW[J]. Communication in Statistics-Simulation and Computation, 2014, 43(9): 2081-2092.
- [37] Górecki T, Łuczak M. Multivariate time series classification with parametric derivative dynamic time warping[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 42(5): 2305-2312.
- [38] Li H, Wan X, Liang Y, et al. Dynamic time warping based on cubic spline interpolation for time series data mining[C]. Proc of Int Conf on Data Mining Workshop. Shenzhen: IEEE, 2014: 19-26.
- [39] 冯钧, 陈焕霖, 唐志贤, 等. 一种基于DTW的新型股市时间序列相似性度量方法[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(1): 99-105.
(Feng J, Chen H L, Tang Z X, et al. Similarity measurement method based on DTW for stock time Series[J]. J of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(1): 99-105.)
- [40] 万校基, 李海林. 基于特征表示的金融多元时间序列数据分析[J]. 统计与决策, 2015, 44(23): 151-155.
(Wan X J, Li H L. Financial multivariate time series data analysis based on feature representation[J]. Statistics and Decision, 2015, 44(23): 151-155.)
- [41] 李海林, 梁叶. 基于动态时间弯曲的股票时间序列联动性研究[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 117-129.
(Li H L, Liang Y. Co-movement research of stock time series based on dynamic time warping[J]. J of Data Acquisition and Processing, 2016, 31(1): 117-129.)
- [42] Aghabozorgi S, Ying W T. Stock market co-movement assessment using a three-phase clustering method[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(4): 1301-1314.
- [43] Seungwoo Jeon, Bonghee Hong, Victor Chang. Pattern graph tracking-based stock price prediction using big data[J]. Future Generation Computer Systems, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.future.2017.02.010>.
- [44] 王业, 陆于平, 徐以超, 等. 基于动态时间弯曲的差动保护算法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(28): 133-141.
(Wang Y, Lu Y P, Xu Y C, et al. A differential protection algorithm based on dynamic time warping[J]. Proc of the CSEE, 2012, 32(28): 133-141.)
- [45] 周生奇, 周雒维, 孙鹏菊. 基于时间序列DTW差异的IGBT模块缺陷辨识方法[J]. 重庆大学学报, 2013, 36(9): 89-95.
(Zhou S Q, Zhou L W, Sun P J. Study on diagnostic method for defects in An IGBT model based on DTW deviations of time series[J]. J of Chongqing University, 2013, 36(9): 89-95.)
- [46] 林德清, 顾伟, 王元凯, 等. 基于动态时间弯曲空间距离度量的电能质量综合评估[J]. 电网技术, 2013, 37(2): 562-567.
(Lin D Q, Gu W, Wang Y K, et al. Synthetic evaluation of power quality based on dynamic time warping spatial distance measurement[J]. Power System Technology, 2013, 37(2): 562-567.)
- [47] 华昕佳, 张帅, 李凤荣, 等. 带状无线传感器网络间歇性故障检测[J]. 计算机工程, 2015, 41(12): 119-124.
(Hua X J, Zhang S, Li F R, et al. Intermittent fault detection in strip-based wireless sensor network[J]. Computer Engineering, 2015, 41(12): 119-124.)
- [48] Han T, Liu X, Tan A C C. Fault diagnosis of rolling element bearings based on multiscale dynamic time warping[J]. Measurement, 2016, 95: 355-366.
- [49] Li G, Qin S J, Yuan T. Data-driven root cause diagnosis of faults in process industries[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2016, 159: 1-11.
- [50] Diaz M, Henriquez P, Ferrer M A, et al. Stability-based system for bearing fault early detection[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 79: 65-75.
- [51] 栾方军, 李开, 马驹良, 等. DTW在线手写签名认证系统的研究[J]. 小型微型计算机系统, 2009, 30(9): 1851-1854.
(Luan F J, Li K, Ma S L, et al. On-line handwritten signature verification system based on DTW[J]. J of Chinese Computer Systems, 2009, 30(9): 1851-1854.)
- [52] 丁跃, 刘军发, 陈益强, 等. 基于手机手势识别的媒体控制界面[J]. 计算机工程, 2010, 36(23): 152-154.
(Ding Y, Liu J F, Chen Y Q, et al. Media control interface based on gesture recognition of mobile phone[J]. Computer Engineering, 2010, 36(23): 152-154.)

- [53] Li H, Greenspan M. Model-based segmentation and recognition of dynamic gestures in continuous video streams[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(8): 1614-1628.
- [54] Celebi S, Aydin A S, Temiz T T, et al. Gesture recognition using skeleton data with weighted dynamic time warping[C]. *Proc of the Int Conf on Computer Vision Theory and Applications*. Barcelona: Springer, 2013, 1: 620-625.
- [55] Arici T, Celebi S, Aydin A S, et al. Robust gesture recognition using feature pre-processing and weighted dynamic time warping[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2014, 72(3): 3045-3062.
- [56] Su C J, Chiang C Y, Huang J Y. Kinect-enabled home-based rehabilitation system using dynamic time warping and fuzzy logic[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 22(5): 652-666.
- [57] Suryanto C H, Xue J H, Fukui K. Randomized time warping for motion recognition[J]. *Image and Vision Computing*, 2016, 54: 1-11.
- [58] 钟礼山, 李满春, 伍阳, 等. 利用SAR影像时间序列的耕地提取研究[J]. *地理科学进展*, 2015, 34(7): 830-839.
(Zhong L S, Li M C, Wu Y, et al. Cropland extraction using SAR time series image[J]. *Progress in Geography*, 2015, 34(7): 830-839.)
- [59] 张翔, 闫斌, 李磊, 等. 基于动态时间弯曲的X射线变电流投影融合方法[J]. *光子学报*, 2017, 46(1): 165-172.
(Zhang X, Yan B, Li L, et al. Multi-current X-ray projection fusion method based on dynamic time warping[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46(1): 165-172.)
- [60] 段丽丽, 原达, 能昌信. 基于DTW距离的探地雷达数据可视化[J]. *图学学报*, 2015, 36(2): 152-158.
(Duan L L, Yuan D, Neng C X. Ground penetrating radar data visualization based on dynamic time warping[J]. *J of Graphics*, 2015, 36(2): 152-158.)
- [61] Tormene P, Giorgino T, Quaglini S, et al. Matching incomplete time series with dynamic time warping: An algorithm and an application to post-stroke rehabilitation[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2009, 45(1): 11-34.
- [62] Su C J. Personal rehabilitation exercise assistant with kinect and dynamic time warping[J]. *Int J of Information and Education Technology*, 2013, 3(4): 448-454.
- [63] Huang B, Kinsner W. ECG frame classification using dynamic time warping[C]. *Proc of the Electrical and Computer Engineering*. Winnipeg: IEEE, 2002: 1105-1110.
- [64] Tuzcu V, Nas S. Dynamic time warping as a novel tool in pattern recognition of ECG changes in heart rhythm disturbances[C]. *Proc of the IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics*. Waikoloa: IEEE, 2005, 1: 182-186.
- [65] Yamauchi T, Xiao K, Bowman C, et al. Dynamic time warping: A single dry electrode EEG study in a self-paced learning task[C]. *Proc of the Int Conf on Affective Computing and Intelligent Interaction*. Xi'an: IEEE, 2015: 56-62.
- [66] Jing J, Dauwels J, Rakthanmanon T, et al. Rapid annotation of interictal epileptiform discharges via template matching under dynamic time warping[J]. *J of Neuroscience Methods*, 2016, 274(12): 179-190.
- [67] Muhammad Imran Khalid, Turky N Alotaiby, Saeed A Aldosari, et al. Epileptic MEG spikes detection using amplitude thresholding and dynamic time warping[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 11658-11667.
- [68] Fu C, Zhang P, Jiang J, et al. A Bayesian approach for sleep and wake classification based on dynamic time warping method[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2015, 76(17): 1-20.
- [69] 薛劼, 郭红. 一种动态时间弯曲距离的时延调控基因相似度量聚类方法[J]. *福州大学学报: 自然科学版*, 2013, 41(2): 158-163.
(Xue J, Guo H. An approach to mining time-lagged coregulated gene based on DTW[J]. *J of Fuzhou University: Natural Science Edition*, 2013, 41(2): 158-163.)
- [70] Yang A C, Hsu H H, Lu M D, et al. Prediction of regulatory gene pairs using dynamic time warping and gene ontology[J]. *Int J of Data Mining and Bioinformatics*, 2014, 10(2): 121-145.
- [71] Lee K, Choi S, Seo M, et al. Snow cover detection algorithm using dynamic time warping method and reflectances of MODIS solar spectrum channels[C]. *Proc of the Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XVIII*. Edinbrugh: SPIE, 2016: 999820.
- [72] Durrenmatt D J, Giudice D D, Rieckermann J, et al. Dynamic time warping improves sewer flow monitoring[J]. *Water Research*, 2013, 47(11): 3803-3816.
- [73] Thakur M R, Khilnani D R, Gupta K, et al. Detection and prevention of botnets and malware in an enterprise network[J]. *Int J of Wireless and Mobile Computing*, 2012, 5(2): 144-153.
- [74] 金鑫, 李润恒, 甘亮, 等. 基于通信特征曲线动态时间弯曲距离的IRC僵尸网络同源判别方法[J]. *计算机研究与发展*, 2012, 49(3): 481-490.
(Jin X, Li R H, Gan L, et al. IRC botnets' homology identifying method based on dynamic time warping distance of communication feature curves[J]. *J of Computer Research and Development*, 2012, 49(3): 481-490.)

(责任编辑: 郑晓蕾)