·开发研究与工程应用· 文章编号：1000—3428(2013)05—0293—04 文献标识码：A 中图分类号：TP399

多目标跟踪算法的最优子模式分配概率度量

刘国营，陈秀宏

(江南大学数字媒体学院，江苏 无锡 214122)

摘 要：针对最优子模式分配(OSPA)度量标准只能适应测量轨迹距离的缺点，提出最优子模式分配概率(OSPAP)度量标准。通过计算真实轨迹与预测轨迹之间的基本概率和标签错误的惩罚概率评价跟踪算法的性能。在现实的跟踪系统中，无法获得跟踪目标的真实轨迹，但是基于概率的多目标跟踪算法的概率较易获得。实验结果表明，采用该标准得到的度量数据与实际情况一致，能够在实际的跟踪系统中实时地反映概率跟踪算法的性能。

关键词：最优子模式分配概率度量；性能评估；基本概率；本土化基本概率度量；标签错误度量；多目标跟踪

Optimal Sub Pattern Assignment Probability Metric for Multi-target Tracking Algorithm

LIU Guo-ying, CHEN Xiu-hong

(School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

【Abstract】 In order to overcome the shortcoming that Optimal Sub Pattern Assignment(OSPA) only measures the distance, Optimal Sub Pattern Assignment Probability(OSPAP) metric standard is proposed. By introducing the probability, it measures tracking algorithm performance by computing elementary probability and label error probability between the ground truth tracks and the estimated tracks. It is impossible to obtain the ground truth tracks in the applications but the probability is easy to be got in the multi-target tracking algorithms based on the probability. Experimental result shows the measurement data obtained from this standard is accordance with the actual situation, and it can reflect the performance of probability tracking algorithm in actual tracking system in real-time.

【Key words】 Optimal Sub Pattern Assignment Probability(OSPAP) metric; performance evaluation; elementary probability; localization elementary probability metric; label error metric; multi-target tracking

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2013.05.065

1 概述

多目标跟踪是对跟踪目标序列的状态估计和标记[1]。因此，一个目标跟踪算法的输出是对各个跟踪目标的状态空间标记过的时空序列[2]。鉴于距离误差在单目标跟踪领域的重要性，多目标跟踪领域也引入了多目标的误差概念[3]。考虑到现实的跟踪系统中目标个数未知和目标位置的不确定性，多目标的误差需要能够很好地评估预测目标与真实目标轨迹的差别。另一个问题是怎样把这些措施效果(Measures of Effectiveness, MoE)统一到一个得分上。由于这些 MoE 之间的内在关联性，因此这些 MoE 的结合方式是一个比较复杂的问题。

为了解决上述 2 个问题，在真实目标和估计目标之间定义一种具有严格数学定义的度量标准是非常必要的。目前已有一些度量标准，首先是 Hausdorff 度量，由于这种度量方法对于目标个数比较敏感，因此文献[3]提出了一种新的度量标准，它基于 Wasserstein 距离。但是这种方法并没有彻底解决对目标个数敏感的问题。文献[4]证明了 Hoffman-Mahler 度量标准的一系列缺点，并提出了一种新的连续的度量标准。它基于最优子模式分配方式并且适合于多目标跟踪滤波器，主要关注两方面的距离：基数错误误差和标签错误误差[5]。对于目标跟踪，目标跟踪的集合是有限的并且跟踪目标在时间方向是不定长性的。

为了适应这 2 种实际的情况，文献[2]提出了一种对标准最优子模式分配(OSPA)的改进方法。修改后的度量是度量时空联合空间下的目标距离，这种方法有着严格的数学

基金项目：中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(JUSRP211A70)；2012 江南大学硕士研究生创新计划基金资助项目

作者简介：刘国营(1986－)，男，硕士研究生，主研方向：数字图像处理，计算机视觉；陈秀宏，教授、博士

收稿日期：2012-05-02 **修回日期**：2012-08-20 **E-mail**：liuguoying20062007@163.com

定义和连续性。然而这种方法是测量轨迹之间的距离，对于很多基于概率的多目标跟踪方法是不适合的。因此，本文提出一种适合基于概率的多目标跟踪方法的度量标准。

2 度量标准背景

本文首先解释多目标误差的概念。从数学的角度，连续的误差度量标准的必要条件是在有限跟踪序列的空间集合上。令 χ 为一个非空集合，函数 $d:\chi\times\chi\to\Re_+=[0,\infty)$ 满足以下 3 个条件时[4]，称为度量标准：

(1)(同一性)：$d(x,y)=0$ if and only if $x=y$ for all $x,y\in\chi$；

(2)(对称性)：$d(x,y)=d(y,x)$ for all $x,y\in\chi$；

(3)(三角不等式)：$d(x,y)\leqslant d(x,z)+d(z,y)$ for all $x,y,z\in\chi$。

如果 $\chi=\Re^N$，函数 d 的欧氏距离度量标准表示为：

$$d(x,y)=\left(\sum_{\ell=1}^{N}\left|x(\ell)-y(\ell)\right|^p\right)^{1/p}$$

其中，$x,\ y\in\Re^N$；$1\leqslant p\leqslant\infty$。函数 d 的马氏距离度量标准表示为：

$$d=\sqrt{(x-y)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}^{-1}(x-y)}$$

其中，$\boldsymbol{S}$ 是 x–y 的差分协方差矩阵；$d(x,y)$ 是定义在单目标状态空间 $\Re^N$ 的基本距离。

考虑 2 个集合 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$ 和 $Y=\{y_1,y_2,\cdots,y_n\}$。其中，$n,m\in N_0=\{0,1,\cdots\}$。向量 $\boldsymbol{x}\in X$ 和 $\boldsymbol{y}\in Y$ 是状态空间 $W\subseteq\Re^N$ 的子集。$X,Y\in F(W)$，$F(W)$代表集合 W 所有有限子集的集合。OSPA 度量标准定义为在 $\chi=F(W)$上的距离。

在向量 $\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\in W$ 中，引入截止距离：

$$d_c(x,y)=\min\left\{c,d(x,y)\right\}$$

其中，$c>0$ 是截止距离的一个相关参数，代表最小截止距离。

在 $m\leqslant n$，截止参数 c 和阶数 $1\leqslant p\leqslant\infty$ 的条件下，OSPA 距离表示为：

$$D_{p,c}(X,Y)=\left[\frac{1}{n}\left(\min_{\pi\in\prod_n}\sum_{i=1}^{m}\left(d_c\left(x_i,y_{\pi(i)}\right)\right)^p+(n-m)\cdot c^p\right)\right]^{1/p}$$

其中，$\prod_n$ 代表从集合$\{1,2,\cdots,n\}$中取出 m 个元素进行排列的集合。对于 $m>n$ 的情况，OSPA 距离表示为 $D_{p,c}(X,Y)=D_{p,c}(Y,X)$。OSPA 必须为在 $\chi=F(W)$上的度量标准[6]。

可以把 OSPA 距离解释为每个跟踪目标的 p 阶误差，它主要由 2 个部分组成：本土化距离误差和基的误差。如果 $m\leqslant n$，这 2 个部分可以表示为：

$$e_{p,c}^{loc}(X,Y)=\left[\frac{1}{n}\cdot\min_{\pi\in\prod_n}\sum_{i=1}^{m}\left(d_c\left(x_i,y_{\pi(i)}\right)\right)^p\right]^{1/p}$$

$$e_{p,c}^{card}(X,Y)=\left(\frac{(n-m)c^p}{n}\right)^{1/p}$$

否则，如果 $m>n$，可以得到 $e_{p,c}^{loc}(X,Y)=e_{p,c}^{loc}(Y,X)$ 和 $e_{p,c}^{card}(X,Y)=e_{p,c}^{card}(Y,X)$。当 p=1 时，可以表示为：

$$D_{p,c}(X,Y)=e_{p,c}^{loc}(X,Y)+e_{p,c}^{card}(X,Y)$$

截止参数 c 决定基的误差和本土化距离误差的相对权重。c 值越小，本土化距离的重要性越大，反之亦然。c 必须要与局部距离的误差是同一种单位。在文献[5]中已经证明 $D_{p,c}(X,Y)$ 是一种度量标准。

3 OSPAP 度量

3.1 问题描述

本文的目标是定义一种在有限集上的度量标准，其中有限集就是在时间方向上离散的目标序列 $\tau=(t_1,t_2,\cdots,t_K)$，称为跟踪轨迹。一个在 τ 上的跟踪轨迹 X 就是一系列被标记的长度为 K 的序列：$X=(X_1,X_2,\cdots,X_K)$，其中，X_k 是一个空集或者只含一个元素 (ℓ,x_k)，$\ell\in N$ 是轨迹的标签，这个标签是不随时间而变化的。然而 x_k 是在 N 维状态空间 W: $x_k\in W\subseteq\Re^N$，k=1,2,…,K 中的一个状态变量。状态空间在笛卡尔坐标系中主要包括目标位置和速度等。

目标是在时间序列 t_k,k=1,2,…,K 上定义的一个度量标准。令 Φ_k 是在跟踪序列 τ 的特定时刻 t_k 上的集合。令 χ_k 为集合 Φ_k 的一个有限子集的集合。本文定义了一个度量标准空间(χ_k,D)，其中，函数 $Ds:\chi_k\times\chi_k\to\Re^+=[0,\infty)$ 是度量标准[7]。

令 $\aleph_k\in\chi_k$ 代表在时刻 t_k 的真实跟踪轨迹的集合，$\Im_k\in\chi_k$ 代表在时刻 t_k 由跟踪算法得到的估计轨迹的集合。度量标准 $D(\aleph_k,\Im_k)$必须能够测量出在时刻 t_k 跟踪算法的估计误差，并且能够把跟踪性能的各个方面(实时性、跟踪的准确性、连续性、数据关联、跟踪错误等)综合到一个统一的得分上[1]。

3.2 度量概率

本文提到的基于概率的度量标准(OSPAP)是以 OSPA 度量标准为基础的。在 χ_k 上的 OSPAP 度量标准是测量 2 种集合(真实轨迹和估计轨迹)之间的概率。集合 $\aleph_k=\left\{(\ell_1,x_{k,1}),(\ell_2,x_{k,2}),\cdots,(\ell_m,x_{k,m})\right\}$ 代表在时刻 t_k 已存在的真实轨迹，集合 $\Im_k=\left\{(s_1,y_{k,1}),(s_2,y_{k,2}),\cdots,(s_n,y_{k,n})\right\}$ 代表由跟踪算法在时刻 t_k 产生的估计轨迹。$\aleph_k\in\chi_k$，$\Im_k\in\chi_k$，集合 $\aleph_k$ 和 $\Im_k$ 的基分别为 m 和 n。当 $m\leqslant n$，集合 $\aleph_k$ 和 $\Im_k$ 之间的 OSPAP 度量概率为：

$$p_{q,c}(\aleph_k,\Im_k)=\left[\frac{1}{n}\left(\min_{\pi\in\prod_n}\sum_{i=1}^{m}\left(1-p_c\left(\tilde{x}_{k,i},\tilde{y}_{k,\pi(i)}\right)\right)^{1/q}\cdot\beta+(1-\beta)(n-m)\cdot c^{1/q}\right)\right]^q$$

其中，$\tilde{x}_{k,i}\equiv(\ell_i,x_{k,i})$；$\tilde{y}_{k,\pi(i)}\equiv\left(s_{\pi(i)},y_{k,\pi(i)}\right)$；$p_c(\tilde{x},\tilde{y})=\max\left(c,p(\tilde{x},\tilde{y})\right)$ 代表在时刻 t_k 2 种跟踪轨迹的截止概率，

截止参数 $c\in(0,1)$； $p(\tilde{x},\tilde{y})$ 是在时刻 t_k 2 种跟踪轨迹之间的基本概率；$\prod_n$ 代表从集合{1,2,…, n}取出 m 个元素进行排列的集合；$1\leqslant q<\infty$ 是 OSPAP 度量标准的阶参数，它控制着对轨迹估计错误的惩罚力度；β 决定基本概率和跟踪错误或者跟丢的概率之间的相对权重。

当 $m>n$ 时，OSPAP 度量标准定义为 $p_{q,c}(\aleph_k,\Im_k)=p_{q,c}(\Im_k,\aleph_k)$。如果 $\aleph_k$ 和 $\Im_k$ 为空集(即 $m=n=0$)，OSPAP 度量标准的概率距离为 0。为了能够应用 OSPAP 度量标准，需要定义 2 种目标轨迹 $\tilde{x}\equiv(\ell,x)$ 和 $\tilde{y}\equiv(s,y)$ 之间的基本概率。基本概率必须是一种度量。

3.3　基本概率

基本概率是定义在空间 $N\times\Re^N$ 上的度量，可以表示为：

$$p(\tilde{x},\tilde{y})=\left(p_{le}(l,s)^{1/q}+p_{lbp}(x,y)^{1/q}\right)^q \tag{1}$$

其中，$1\leqslant q<\infty$ 代表基本概率的阶参数；$p_{lbp}(x,y)$ 代表在 $\Re^N$ 上本土化的基本概率度量，可以表示为 q-norm $p_{lbp}(x,y)=\|x-y\|_q$；$p_{le}(\ell,s)$ 代表在 N 上的标签误差度量，可以表示为：

$$p_{le}(s,t)=\alpha\bar{\delta}[s,t] \tag{2}$$

其中，$\bar{\delta}[s,t]$ 是 Kroneker delta 的补集，在式(2)中的参数 $\alpha\in[0,c]$ 控制着标签误差 $p_{le}(s,t)$ 相对于本土化概率 $p_{lbp}(x,y)$ 的权重。当 $\alpha=0$ 时，代表没有任何惩罚，当 $\alpha=c$ 时代表惩罚力度最大。定义在式(1)中的基本概率 $p(\tilde{\boldsymbol{x}},\tilde{\boldsymbol{y}})$ 需要满足度量的 3 个条件。其中同一性和对称性表较简单，在此不作证明。为了证明三角不等式，令 $\tilde{\boldsymbol{x}}=(\ell,x)$，$\tilde{\boldsymbol{y}}=(s,y)$，$\tilde{z}=(\mu,z)$ 为在空间 $N\times\Re^N$ 上的任意 3 个标签向量，可以得到：

$$p(\tilde{\boldsymbol{x}},\tilde{\boldsymbol{y}})^q=\|x-y\|_q^q+\alpha^q\bar{\delta}[\ell,s]\leqslant\|x-z\|_q^q+\|z-y\|_q^q+\alpha^q\left(\bar{\delta}[\ell,\mu]+\bar{\delta}[\mu,s]\right)=p(\tilde{\boldsymbol{x}},\tilde{z})^q+p(\tilde{z},\tilde{\boldsymbol{y}})^q$$

在式(1)中已经定义了基本概率，仍然不能把 OSPAP 度量应用于跟踪算法中，还需要得到估计的轨迹标签。在本文中，应用了 MHT(Multiple Hypotheses Tracking)[8-10]方法获得目标的估计跟踪标签。

4　实验与分析

使用 5 个交叉通过的目标对本文提出的 OSPAP 度量进行验证。5 个目标是在 x-y 平面上从左向右进行移动。总的实验时长为 K=120 帧。目标在时刻 k=71 处相遇。总的变化情况为：目标的开始时刻分别为 k=3, 5, 7, 9, 10；终止时刻分别为 k=101, 103, 105, 108, 109。传感器放置在(200, 200) m 处测量位置的和方位，传感器存在均值为 0 的白噪声。测量噪声的标准差 σ_r=3 m 和 σ_θ=1°[1]。状态空间由目标在 x-y 平面上的位置和方位组成。

4.1　跟踪算法的 OSPAP 度量值

从图 1 中可以看到在 Pd=0.9, β=0.5, q=1, c=0.1 条件下度量的变化趋势。在整个跟踪过程中，错误匹配目标标签的概率越高，OSPAP 度量的值越大，这与设想的情况一样。因为在跟踪开始和快结束时，跟踪算法都有滞后性，从而造成匹配错误率较高。从图中可以看出，在低匹配率的情况下，跟踪算法的预测准确性就会下降。

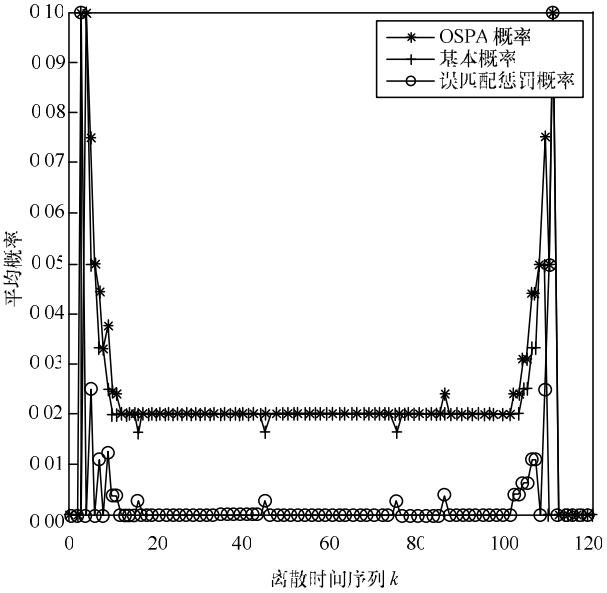


图 1　跟踪算法的 OSPAP 度量值

4.2　截止概率的变化

在图 2 中，比较了截止参数 c=0.1, c=0.2 和 c=0.3 的度量值。在 Pd=0.9, β=0.5 和 q=1 的情况下，c 值越大，OSPAP 的度量值越大。截止概率越大就会增加错误匹配的概率，从而增加数据关联的难度，导致 OSPAP 度量值增大。

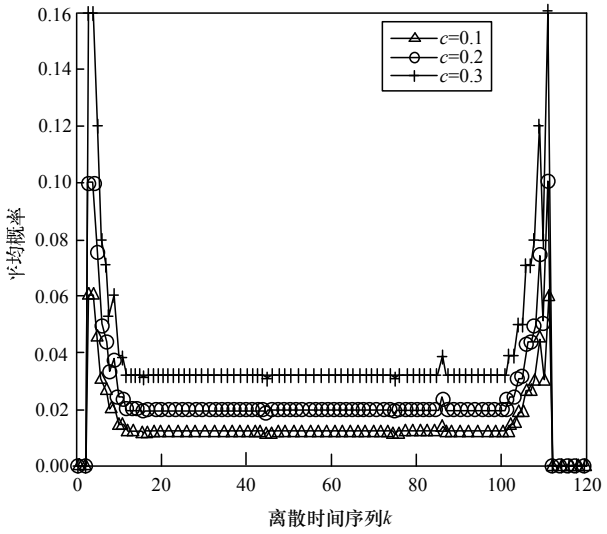


图 2　不同截止参数 c 时的 OSPAP 度量值

4.3　参数 β 的变化

在 Pd=0.9, c=0.1 和 q=1 的情况下，图 3 是在 β=0.5 的 OSPAP 度量图，图 4 是在 β=0.7 的 OSPAP 度量图。

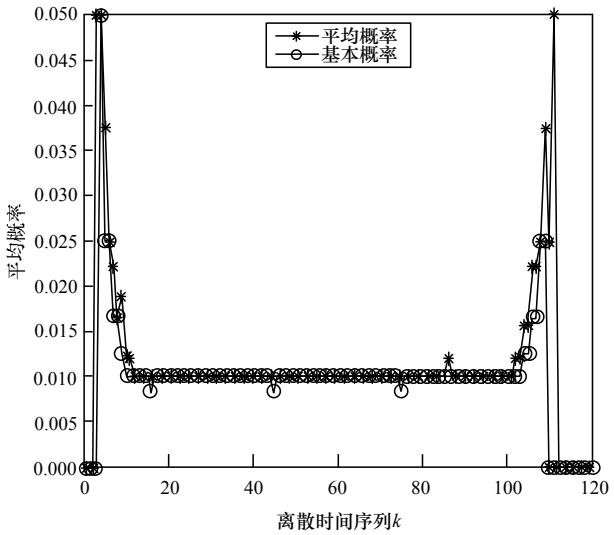


图 3 在 β=0.5 时的 OSPAP 度量值

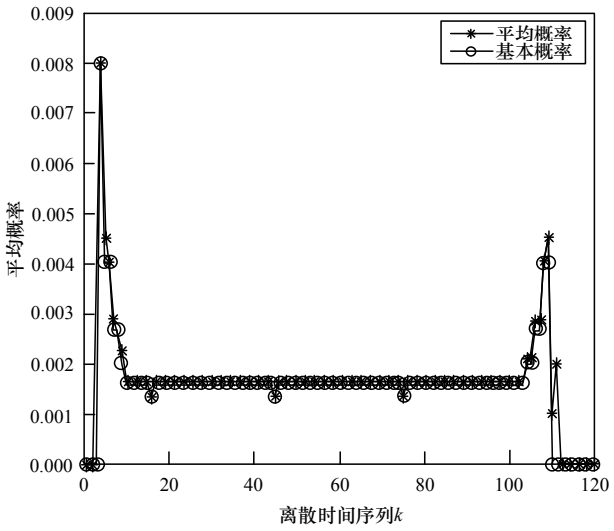


图 4 β=0.7 时的 OSPAP 度量值

通过比较图 3 和图 4 可以看出，β 值越大，基本概率和 OSPAP 度量值离得越近。可以通过调节 β 的值来控制基本概率和跟丢或者跟踪错误概率的相对权重，从而适应不同的实际应用。

5 结束语

本文提出了一种能够评估跟踪算法性能的OSPAP度量方法，经过数学证明，把概率引入到 OSPA 度量方法中，通过计算真实轨迹和预测轨迹之间的概率来评价跟踪算法的性能。实验验证表明，本文提出的度量法与实际情况一致，并且能够很好地反映概率跟踪算法的性能。本文度量的标准始终是把跟踪目标看成点来处理，对于一些非刚性目标的跟踪并不能很好地反映跟踪算法的性能，因此，将来可以对其进行改进，以更好地度量非刚性目标的目标跟踪算法性能。

参考文献

[1] 姚志均, 刘俊涛, 周 瑜, 等. 基于对称 KL 距离的相似性度量方法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2011, 39(11): 1-4.

[2] Ristic B, Vo B N, Clark D, et al. A Metric for Performance Evaluation of Multi-target Tracking Algorithms[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2011, 59(7): 3452-3457.

[3] Hoffman J R, Mahler R P S. Multi-target Miss Distance via Optimal Assignment[J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 2004, 34(3): 327-336.

[4] Schuhmacher D, Vo B T, Vo B N. A Consistent Metric for Performance Evaluation of Multi-object Filters[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2008, 56(8): 3447-3457.

[5] Ristic B, Vo B N, Clark D. Performance Evaluation of Multi-target Tracking Using the OSPA Metric[C]//Proc. of the 13th International Conference on Information Fusion. [S. l.]: IEEE Press, 2010.

[6] Guerriero M, Svensson L, Svensson D, et al. Shooting Two Birds with Two Bullets: How to Find Minimum Mean OSPA Estimates[C]//Proc. of the 13th International Conference on Information Fusion. [S. l.]: IEEE Press, 2010.

[7] Kreyszig E. Introductory Functional Analysis with Applications[M]. [S. l.]: Wiley, 1989.

[8] Bar-Shalom Y, Li Xiaorong. Estimation and Tracking: Principles, Techniques and Software[M]. Norwood, USA: Artech House, 1993.

[9] Musicki D, Evans R J. Linear Joint Integrated Probabilistic Data Association——LJIPDA[C]//Proc. of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control. [S. l.]: IEEE Press, 2002.

[10] Dezert J, Li Ning, Li Xiaorong. Theoretical Development of an Integrated JPDAF for Multi-target Tracking in Clutter[C]//Proc. of Workshop on Machine Learning for Bioacoustics. Paris, France: [s. n.], 1998.

编辑 顾逸斐