

文章编号: 1001-0920(2008)12-1343-04

基于双基点法的多传感器数据融合

万树平

(江西财经大学 信息管理学院, 南昌 330013)

摘要: 针对具有多个特征指标的多传感器目标识别问题, 提出一种基于双基点法的信息融合方法. 该方法根据指标隶属度矩阵将多传感器目标识别问题转化为多目标决策问题. 通过定义熵权和相对接近度, 改进了传统的双基点法, 从而给出目标识别算法. 该方法利用熵权较好地避免了目标识别受主观因素的影响, 特别适用于具有多个特征属性的多个目标的识别. 仿真实例验证了所提出算法的有效性和可操作性.

关键词: 多传感器; 数据融合; 目标识别; 熵权; 双基点法

中图分类号: TP274.2 **文献标识码:** A

Multi-sensor data fusion based on double base points method

WAN Shu ping

(College of Information Technology, Jiangxi University of Finance and Economic, Nanchang 330013, China. E-mail: shupingwan@163.com)

Abstract: For the recognition problem of multiple targets with many characteristic indexes, a new fusion method based on double base points method for the multi-sensor data is proposed. According to the membership degrees matrix, the recognition problem of multi-target is transformed into the multi-object decision making problem. After defining the entropy weight and relative approach degree, the conventional double base points method is modified. Hence the algorithm of object recognition is given. The method avoids the influence of subjective factors through the entropy weight, which is suitable for the recognition problem of multi-target with multiple attributes. The simulation examples show the effectiveness and feasibility of the method.

Key words: Multi-sensor; Data fusion; Object recognition; Entropy weight; Double base points method

1 引言

多传感器数据融合可增加测量的可信度, 改进系统的可靠性. 利用多传感器信息融合技术进行目标识别已成为传感器信息融合研究领域中的热点. 目前, 人们已提出了许多不同的融合方法, 例如基于证据理论^[1-6]、模糊理论^[7-10]的方法、Fisher 判别法^[11]、极大似然法^[12]、基于 OWA 聚合算子^[13]以及可拓方法^[14].

文献[1-8, 11-14]给出的方法虽有较好的融合效果, 但它们大多数是针对两个目标的识别问题进行研究. 其中基于证据理论、模糊理论的方法的基本概率指派函数、隶属函数的选取具有较大的不确定性, 选择不同的基本概率指派函数、隶属函数会导致不同的融合结果; 传统的 Bayes 方法和极大似然法又需知道目标的分布类型和先验概率, 而分布类型

较难确定, 先验概率又往往是靠经验获得, 主观因素较大. 为避免目标识别受主观因素的影响, 针对具有多个特征指标的多传感器目标识别问题, 本文从多目标决策的角度提出了一种基于双基点法的信息融合方法.

2 双基点法评价

双基点法是一种较常用、有效率的多目标决策方法^[15]. 它可以解决多指标多方案的评价与排序问题. 在备选方案集中, 根据指标性质和数据, 以一组最优指标数据作为虚拟正理想方案, 以一组最劣指标数据作为虚拟负理想方案, 通过比较方案距正、负理想点的距离大小评价方案的优劣.

双基点法中权值的设定一般采用专家意见调查法或层次分析法. 这些方法存在着较大的主观因素, 个人偏好常常影响指标权重的确定, 特别是当评价

收稿日期: 2007-08-24; 修回日期: 2007-11-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(10626029); 江西省自然科学基金项目(0611082).

作者简介: 万树平(1974—), 男, 江西乐安人, 讲师, 博士, 从事信息融合、数据处理的研究.

的属性太多时,属性的相对重要程度的判断就更加困难.同时,传统的双基点法以距正理想解与负理想解的距离判断方案贴近理想解的程度.但与正理想解欧氏距离近的方案可能与负理想解的距离也近,按欧氏距离对方案进行排序的结果有时并不能完全反映出各方案的优劣性.本文利用熵权以及相对接近度对传统双基点法进行改进,并用于多传感器目标识别技术.

3 基于双基点法的数据融合

3.1 多目标识别数据库模型

设有一个目标数据库,它包含 n 个不同的目标类别(备择对象),记为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$. 若每个目标有 m 个特征指标(属性),则系统有 $m \times n$ 阶特征矢量矩阵,即

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中 x_{ij} 表示第 j 个备择对象的第 i 个特征.

利用 m 个不同传感器对某未知目标研究对象 X 的各个特征进行观察. 设第 i 个传感器测得该对象第 i 个特征指标的表现值为 $X_i, i = 1, 2, \dots, m$, 数据融合的任务是根据 X_1, X_2, \dots, X_m 的取值状态,判定该研究对象的归属.

属性一般分为两种,一种是属性值越小对目标识别越有利,另一种是属性值越大对目标识别越有利. 本文只研究前者,对后者可采用类似的方法处理. 根据最大最小隶属度函数模型,将指标特征矢量矩阵与传感器的观测值相结合,转变成指标隶属度矩阵 $R = (r_{ij})_{mn}$, 其中

$$r_{ij} = \begin{cases} 0, & X_i = \max\{x_{ij}\}; \\ \frac{|X_i - x_{ij}|}{\max\{x_{ij}\} - \min\{x_{ij}\}}, & \min\{x_{ij}\} < X_i < \max\{x_{ij}\}; \\ 1, & X_i = \min\{x_{ij}\}, j = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \quad (2)$$

由式(2)可知, r_{ij} 表示测量值与特征指标值之间的相对距离. 在目标识别时,总是通过对被识别目标的各个特征参数的观测,与目标数据库中已知目标特征参数进行匹配来确定被识别目标的类别^[5]. 因此,根据指标隶属度矩阵 R , 目标识别问题便转化为多目标决策问题.

3.2 熵权的定义

熵是对系统不确定性程度的一种度量,所谓熵权是根据各指标传递给决策者信息量大小决定相应指标的权重,它反映了不同指标在决策中所起作用的大小. 若某个特征对目标识别起的作用越大,表示

该特征携带和传输的信息越多,则它的熵值越小,熵权越大.

定义1 对于指标隶属度矩阵 R , 特征 i 的熵定义为^[16]

$$H_i = -k \sum_{j=1}^n f_{ij} \ln f_{ij}. \quad (3)$$

其中: $f_{ij} = r_{ij} / \sum_{j=1}^n r_{ij}, k = 1/\ln n$. 当 $f_{ij} = 0$ 时, 设 $f_{ij} \ln f_{ij} = 0$.

定义2 定义特征 i 的熵权^[16] 为

$$w_i = (1 - H_i) / \left(m - \sum_{i=1}^m H_i \right), i = 1, 2, \dots, m. \quad (4)$$

各特征的熵权矢量为 $W = (w_1, w_2, \dots, w_m)$.

由定义2可知,熵权来自于系统本身的信息,因而能更加客观、真实地反映各特征在目标识别中所起作用的大小.

3.3 双基点和相对接近度

双基点即最优点(正理想方案)和最劣点(负理想方案).

定义3 设系统有指标隶属度矩阵 R , 定义理想方案和负理想方案分别为

$$\begin{aligned} r^+ &= (r_1^+, r_2^+, \dots, r_m^+), \\ r^- &= (r_1^-, r_2^-, \dots, r_m^-). \end{aligned}$$

其中

$$r_i^+ = \min_j r_{ij}, r_i^- = \max_j r_{ij}. \quad (5)$$

理想方案和负理想方案分别表示测量值与特征指标值之间的相对距离最小的和最大的矢量. 数据融合的关键在于将各备择对象与理想方案和负理想方案进行比较,若某个备择对象最靠近理想解,同时又最远离负理想解,则该备择对象就是 n 个备择对象中与未知目标对象最接近的目标类别. 下面采用相对接近度来评判距离的大小.

定义4 各备择对象与理想方案和负理想方案的距离定义为

$$d_j^+ = \left[\sum_{i=1}^m (w_i | r_{ij} - r_i^+ |)^p \right]^{1/p}, \quad (6)$$

$$d_j^- = \left[\sum_{i=1}^m (w_i | r_{ij} - r_i^- |)^p \right]^{1/p}. \quad (7)$$

其中: p 为广义距离参数, $j = 1, 2, \dots, n$. 本文中取 $p = 2$, 即熵权欧氏距离.

定义5 第 j 个备择对象与负理想方案的相对接近度为

$$C_j = \frac{(r_j^- - r^-) (r^+ - r^-)}{r^+ - r^-} = 1 - \frac{r_j^- r^-}{r^-^2}, \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad (8)$$

其中 $r_j = (r_{j1}, r_{j2}, \dots, r_{jm_j})$.

定义 5 表明,第 j 类目标与负理想方案的相对接近度其实是第 j 类目标的特征矢量 r_j 与负理想方案 r^- 的相对距离,相对的标准是正理想方案与负理想方案的欧氏距离的平方 $(r^+ - r^-)^2$, 而 $(r_j - r^-) / (r^+ - r^-)$ 表示第 j 类目标的特征矢量 r_j 与负理想方案 r^- 的接近程度.显然, $0 \leq C_j \leq 1$, 若 $r_j = r^+$, 则 $C_j = 1$; 若 $r_j = r^-$, 则 $C_j = 0$. C_j 越大,表明备择对象 j 越接近理想方案,同时越远离负理想方案.

3.4 数据融合算法

综上所述,本文给出基于双基点法的目标识别算法如下:

- Step1: 根据式(1) 写出特征矢量矩阵 X ;
- Step2: 由式(2) 计算指标隶属度矩阵 R ;
- Step3: 利用式(3) 和(4) 确定熵和熵权;
- Step4: 由式(5) 得到理想和负理想方案;
- Step5: 通过式(6) 和(7) 计算各方案的距离;
- Step6: 由式(8) 得到各方案的相对接近度;
- Step7: 目标识别规则为:若存在 k 使

$$C_k = \max_n \{ C_j \}, \tag{9}$$

则判别该未知对象是目标类别 k ; 若某些备择对象的 C_j 值相等,则根据它们的 d_j 值排序,未知对象对应于较大者.

4 仿真实例

4.1 目标识别实例

已知某目标识别系统中有 5 个目标类型,分别为 O_1, O_2, \dots, O_5 , 每个目标类型都有 6 个特征指标,其特征值如表 1 所示. 现利用 6 个不同传感器分别测得某未知目标的 6 个特征指标数据如表 2 所示,试确定该未知目标的类型.

表 1 目标类型及其特征值

目标	1	2	3	4	5	6
O_1	12	40	80	65	69	72
O_2	24	50	90	70	80	88
O_3	30	55	92	75	88	90
O_4	40	65	98	80	91	94
O_5	45	70	100	90	95	96

表 2 各传感器的测量值

观测值	传感器					
	1	2	3	4	5	6
X_i	35	47	95	82	86	92

由式(1) 和(2) 可得指标隶属度矩阵为

$$R = \begin{bmatrix} 0.697 & 0.333 & 0.1515 & 0.1515 & 0.303 \\ 0.2333 & 0.1 & 0.2667 & 0.6 & 0.7667 \\ 0.75 & 0.25 & 0.15 & 0.15 & 0.25 \\ 0.68 & 0.48 & 0.28 & 0.08 & 0.32 \\ 0.6538 & 0.2308 & 0.0769 & 0.1923 & 0.3462 \\ 0.8333 & 0.1667 & 0.0833 & 0.0833 & 0.1667 \end{bmatrix}$$

利用式(3) 和(4) 可得熵权矢量为

$$W = (0.1181, 0.1456, 0.1547, 0.1164, 0.146, 0.3193)$$

根据式(5) 可得理想和负理想方案为

$$r^+ = (0.1515, 0.1, 0.15, 0.08, 0.0769, 0.0833)$$

$$r^- = (0.697, 0.7667, 0.75, 0.68, 0.6538, 0.8333)$$

由式(6) 和(8), 可得各目标类型与理想、负理想方案的距离以及相对接近度,如表 3 所示. 由表 3 可见, $C_3 = 0.7725$ 最大,所以根据式(9) 判别该未知目标为类型 O_3 .

表 3 各目标类型的距离与相对接近度

指标	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5
d_j^+	0.2872	0.0639	0.0336	0.0747	0.1141
d_j^-	0.0777	0.2587	0.2910	0.2831	0.2392
C_j	0.1272	0.6546	0.7725	0.7119	0.5127

4.2 工件识别实例

为进一步说明本文提出的双基点融合法的有效性,下面采用文献[8] 的仿真实例加以比较. 文献[8] 为了实现智能机器人对工件的自主识别和分类,确定了 4 个独立的特征指标 $1, 2, 3, 4$ 来表示工件,它们分别是形状因子、截面中心矩、表面反射能力、表面粗糙程度. 选用了 4 类不同的工件作为标准, 4 个传感器对某未知工件进行测量,其模型的特征指标值以及测量值如表 4 所示.

表 4 工件模型的特征指标值以及传感器测量值

工件	1	2	3	4
1	1.30	1.86	3.07	2.75
2	2.43	3.71	2.28	2.34
3	2.18	1.93	1.37	1.52
4	1.85	2.52	2.97	1.93
测量值	2.15	2.30	2.80	2.12

运用 3.4 节的融合算法,得到的融合结果如表 5 所示. 由表 5 可知, $C_4 = 0.7857$ 最大,所以判别该未知工件为第 4 类工件. 这与文献[8] 的可变模糊法融合结果一致.

表 6 反映了双基点法和可变模糊法融合结果的

表5 工件模型的融合结果

指标	工 件			
	1	2	3	4
d_j^+	0.3983	0.1668	0.1531	0.1306
d_j^-	0.1632	0.2974	0.4074	0.3249
C_j	0.4600	0.4726	0.4662	0.7857

差异.若将本文的相对接近度与可变模糊法的综合隶属度都视为对目标的支持程度,则尽管两种方法的识别结果都为第4类工件,但两种方法对各类工件的支持度却不同.可变模糊法对工件2,3的支持度分别为0.581,0.556,均大于双基点法的0.4726,0.4662,这说明可变模糊法对工件2,3的支持度更高,因此削弱了识别结果为第4类工件的支持度.这在一定程度上表明,本文的双基点融合法比可变模糊法更好.

表6 双基点法和可变模糊法的支持度比较

方 法	目 标			
	1	2	3	4
双基点法	0.46	0.4726	0.4662	0.7857
可变模糊法	0.366	0.581	0.556	0.79

5 结 论

本文通过隶属度矩阵将多传感器目标识别问题转化为多目标决策问题,利用改进的双基点法,给出了一种新的多传感器目标识别方法.该方法提高了目标识别结果的客观性,计算过程相对固定,易在计算机上实现,为多传感器数据融合问题提供了一条新的解决途径.

参考文献(References)

- [1] Pang Y J, Du Z F. A new method of the basic probability assignment [J]. J of Fushun Petroleum Institute, 1994, 14(3): 52-54.
- [2] Begler P L. Shafer-dempster reasoning with application to multi-sensor target identification system [J]. IEEE Trans on SMC, 1997, 17(6): 968-977.
- [3] 朱大奇, 于盛林. 基于D-S证据理论的数据融合算法及其在电路故障诊断中的应用[J]. 电子学报, 2002, 30(2): 221-223.
(Zhu D Q, Yu S L. Data fusion algorithm based on D-S evidential theory and its application for circuit fault diagnosis[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(2): 221-223.)
- [4] 罗志增, 蒋静坪. 基于D-S理论的多信息融合方法及应用[J]. 电子学报, 1999, 27(9): 100-102.
(Luo Z Z, Jiang J P. Multi-sensor data fusion based on dempster-shafer evidential reasoning and its application [J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(9): 100-102.)
- [5] 邓勇, 朱振福, 钟山. 基于证据理论的模糊信息融合及其在目标识别中的应用[J]. 航空学报, 2005, 26(6): 754-758.
(Deng Y, Zhu Z F, Zhong S. Fuzzy information fusion based on evidence theory and its application in target recognition [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(6): 754-758.)
- [6] 王俊林, 张剑云. 基于统计证据的 Mass 函数和 D-S 证据理论的多传感器目标识别[J]. 传感技术学报, 2006, 19(3): 862-864.
(Wang J L, Zhang J Y. Multi-sensor target identification based on mass function of statistical evidence and D-S evidence theory [J]. Chinese J of Sensors and Actuators, 2006, 19(3): 862-864.)
- [7] Odeberg H. Fusion sensor information using fuzzy measures[J]. Robotica, 1989, 31(5): 217-242.
- [8] 陈守煜, 胡吉敏. 可变模糊方法及其在工件识别中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(9): 1325-1328.
(Chen S Y, Hu J M. Variable fuzzy method and its application in parts recognition[J]. Systems Engineering and Electronics, 2006, 28(9): 1325-1328.)
- [9] 刘敏华, 萧德云. 基于相似度的多传感器数据融合[J]. 控制与决策, 2004, 19(5): 534-537.
(Liu M H, Xiao D Y. Multi-sensor data fusion based on similitude degree [J]. Control and Decision, 2004, 19(5): 534-537.)
- [10] 刘建书, 李人厚, 常宏. 基于相关性函数和最小二乘的多传感器数据融合[J]. 控制与决策, 2004, 19(5): 714-716.
(Liu J S, Li R H, Chang H. Multi-sensor data fusion based on correlation function and least square [J]. Control and Decision, 2004, 19(5): 714-716.)
- [11] 万树平. 多传感器数据的 Fisher 判别法[J]. 传感器与微系统, 2006, 25(8): 61-63.
(Wan S P. Method of fisher discrimination for multi-sensors data fusion [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2006, 25(8): 61-63.)
- [12] 涂国平. 多来源数据的概率融合方法[J]. 传感器技术, 2002, 21(9): 42-44.
(Tu G P. Probability fusion method for the data from different source [J]. J of Transducer Technology, 2002, 21(9): 42-44.)
- [13] 柳毅, 高晓光, 卢广山, 等. 基于 OWA 聚合算子的多传感器目标识别[J]. 传感技术学报, 2006, 19(2): 530-533.
(Liu Y, Gao X G, Lu G S, et al. Multi-sensor target recognition based on the OWA aggregation operator [J]. Chinese J of Sensors and Actuator, 2006, 19(2): 530-533.)

(下转第 1352 页)

参考文献(References)

- [1] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [2] Meng Z M, Peng L F, Zhou G G, et al. A multi-classification method of temporal data based on support vector machine [C]. Proc of LNAI. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 240-249.
- [3] Huang C L, Chen M C, Wang C J. Credit scoring with a data mining approach based on support vector machines[J]. Expert Systems with Application, 2007, 33(4): 847-856.
- [4] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [5] Suykens J A K, Van Gestel T, De Brabanter J, et al. Least squares support vector machines[M]. Singapore: World Scientific, 2002.
- [6] Gao J B, Shi D, Liu X M. Significant vector learning to construct sparse kernel regression models[J]. Neural Networks, 2007, 20(7): 791-798.
- [7] Suykens J A K, Brabanter J D, Lukas L, et al. Weighted least squares support vector machines: Robustness and sparse approximation[J]. Neurocomputing, 2002, 48(1-4): 85-105.
- [8] Suykens J A K, Lukas L, Vandewalle J. Sparse approximation using least squares support vector machines[C]. Proc of IEEE Int Symposium on Circuits and System. Piscataway: IEEE, 2000: 757-760.
- [9] Kruijff B J, Vries J A. Pruning error minimization in least squares support vector machines[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2003, 14(3): 696-702.
- [10] Hoegaerts L, Suykens J A K, Vandewalle J, et al. A comparison of pruning algorithms for sparse least squares support vector machines[C]. Proc of Int Conf on Neural Information Processing 2004. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 1247-1253.
- [11] Platt J. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization[C]. Proc of Advances in Kernel Methods-Support Vector Machine. Cambridge: MIT Press, 1999: 185-208.
- [12] Keerthi S S, Shevade S K. SMO algorithm for least squares SVM[C]. Proc of the Int Joint Conf on Neural Networks 2003. Piscataway: IEEE, 2003: 2088-2093.
- [13] Zeng X Y, Chen X W. SMO-based pruning methods for sparse least squares support vector machines[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2005, 16(6): 1541-1546.
- [14] Jiao L C, Bo L F, Wang L. Fast sparse approximation for least squares support vector machine [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2007, 18(3): 685-697.
- [15] 黄红选, 韩继业. 数学规划[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
(Hang H X, Han J Y. Mathematical programming [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.)
- [16] Zhao Y, Keong K C. Fast leave-one-out evaluation and improvement on inference for LS-SVMs[C]. Proc of the 17th Int Conf on Pattern Recognition. Cambridge: IEEE, 2004: 494-497.
- [17] An S J, Liu W Q, Venkatesh S. Fast cross-validation algorithms for least squares support vector machine and kernel ridge regression[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(8): 2154-2162.
- [18] Murphu P M, Aha D W. UCI repository of machine learning database [Z]. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>.

(上接第 1346 页)

- [14] 车录锋, 周晓军, 徐志农, 等. 可拓方法在多传感器信息融合工件识别中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(8): 91-94.
(Che L F, Zhou X J, Xu Z R. et al. Application of extension method in multi-sensor data fusion for parts recognition [J]. System Engineering Theory and Practice, 2000, 20(8): 91-94.)
- [15] Hwang C L, Yoon K. Multiple attribute decision making methods and applications [M]. New York: Springer, 1981.
- [16] 邱菀华. 管理决策与应用熵学[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002.
(Qiu W H. Management decision and applied entropy [M]. Beijing: China Machine Press, 2002.)