

文章编号:1001-9081(2009)03-0771-03

Fisher 理论和主成分相结合的多传感器信息融合方法

万树平

(江西财经大学 信息管理学院, 南昌 330013)

(shupingwan@163.com)

摘要:针对具有多个特征指标的多传感器目标识别问题,提出了一种 Fisher 判别和主成分相结合的信息融合方法。该方法利用主成分分析法融合判别函数的个数,减少识别工作量,基于 Fisher 判别理论进行目标的识别。该方法特别适用于多个目标的识别,计算简单,易于计算机上实现。应用实例验证了算法的有效性。

关键词:多传感器;数据融合;主成分分析;Fisher 判别

中图分类号: TP391.4; TP311.13 **文献标志码:** A

Combination method of Fisher theory and principle component for multi-sensor information fusion

WAN Shu-ping

(College of Information Technology, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang Jiangxi 330013, China)

Abstract: Aiming at the target recognition problem of multi-sensor with multiple characteristic indexes, a new fusion method was proposed combining Fisher discrimination and principle component. The method merged the number of discrimination functions to reduce the workload of recognition, and utilized the theory of Fisher discrimination to recognize targets. It is very suitable for the recognition of multi-targets, very simple to compute, and can be performed on computer easily. The applied example proves that the method is effective.

Key words: multi-sensor; data fusion; principle component analysis; Fisher discrimination

利用多传感器数据融合技术来进行目标识别已成为传感器信息融合研究领域的热点^[1-12]。目前有关目标识别级融合方法,主要有基于证据理论^[2-5]、模糊理论^[6-8]、Fisher 判别^[9]、极大似然^[10]、Bayes 法^[11]、可拓方法^[12]等。

然而,文献[5-6, 9-10]仅仅针对两个目标的识别问题进行研究,基于证据理论的方法其基本概率指派较难获得,在模糊理论方法中隶属函数的选择具有较大的主观性,而极大似然和 Bayes 法又需要知道目标的分布类型和先验概率。为此,针对具有多个特征的多目标识别问题,本文提出了一种 Fisher 判别和主成分相结合的多传感器信息融合方法。

1 多目标数据库两级融合系统

设目标数据库中包含有 q 个不同的目标,记为 $\pi = \{\pi_1, \dots, \pi_q\}$ 。每个目标有 p 个两两不相关的特征参数。将传感器信号综合处理过程分为两个阶段^[10]。第一阶段为融合前处理,由数据采集与信息分离构成,信息分离后的每一项数据均直接对应于某一项目标特征。第二阶段称为信息融合,分别在特征级与目标级上分两步进行。因为不同传感器信号经信息分离析出来的几项数据均可能表示同一项特征,所以系统首先将这些数据合成为该特征的单一描述,即在特征级上的信息融合,然后再在目标级将关于目标特征描述的这个集合综合为针对目标的描述,从而实现识别和分类作业任务。

在特征级信息融合中,系统将直接或间接(经信息分离)来自传感器的信号合成为关于研究对象 X_0 的一个特征集 $\{X_j, j=1, 2, \dots, p\}$, 本文主要研究目标级信息融合,其任务就是要根据 X_1, \dots, X_p 所包的含信息,同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 X_0 的类别^[5,10]。

2 Fisher 判别和主成分融合理论

2.1 多个目标的识别

Fisher 判别是根据所研究对象的观测指标来推断该对象所属目标的一种统计方法。Fisher 判别的思想是通过适当的线性组合变换,用少数几个综合指标 $y_i = l_i'X, i=1, \dots, r, r < p$ 来代替原观测变量 X 进行多目标的判别,其中 l_i 和 X 均为 p 维列向量。

设 q 个目标 π_1, \dots, π_q 有正定的公共协方差矩阵 Σ , 第 i 个目标 π_i 的均值向量为 $\mu^{(i)} = (\mu_1^{(i)}, \dots, \mu_p^{(i)})'$ 。记:

$$\bar{\mu} = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \mu^{(i)}, B = \sum_{i=1}^q (\mu^{(i)} - \bar{\mu})(\mu^{(i)} - \bar{\mu})' \quad (1)$$

考虑线性组合 $y = l'X$, 对于目标 π_i 相对应的 y 的均值和方差分别为:

$$\mu_{iy} = E(y | X \in \pi_i) = l'\mu^{(i)} \quad (2)$$

$$\sigma_y^2 = \text{Var}(y | X \in \pi_i) = l'\Sigma l \quad (3)$$

Fisher 判别要求选取 l 使得比值^[13]:

$$\frac{\sum_{i=1}^q (\mu_{iy} - \bar{\mu}_y)^2}{\sigma_y^2} = \frac{\sum_{i=1}^q (l'\mu^{(i)} - l'\bar{\mu})^2}{l'\Sigma l} = \frac{l'B l}{l'\Sigma l} \quad (4)$$

达到最大,约定 $l'\Sigma l = 1$ 。

定理 1^[13] 设 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_s > 0$ 为 $\Sigma^{-1}B$ 的 s 个非零特征根, $s \leq \min\{q-1, p\}$, e_1, \dots, e_s 为相应的特征向量(满足 $e'\Sigma e = 1$), 则 $l_1 = e_1$ 使得式(4)达到最大,称 $y_1 = e_1'X$ 为第一判别函数。除去 $l_1 = e_1$, 则 $l_2 = e_2$ 是在约束 $\text{cov}(l_1'X,$

收稿日期:2008-09-22;修回日期:2008-11-06。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(10626029);江西省自然科学基金资助项目(0611082);江西省教育厅科技项目(GJJ08350)。

作者简介:万树平(1974-),男,江西乐安人,副教授,博士,主要研究方向:信息融合、数据处理。

$l_2(X) = 0$ 之下使得式(4)达到最大的解,称 $y_2 = e_2'X$ 为第二判别函数。类推下去,除去 $l_1 = e_1, \dots, l_{k-1} = e_{k-1}$,则 $l_k = e_k$ 是在约束 $\text{cov}(l_k'X, l_i'X) = 0, i < k, k = 2, \dots, s$ 之下使得式(4)达到最大的解,称 $y_k = e_k'X$ 为第 k 个判别函数,同时 $\text{Var}(l_i'X) = 1, i = 1, \dots, s$ 。

由定理 1 已建立了 s 个判别函数,分别为 $y_k = e_k'X, k = 1, \dots, s$ 。它们组成一个判别函数向量 $y = (y_1, \dots, y_s)'$, 其均值向量为 $Ey = (Ey_1, \dots, Ey_s)'$, 对目标 π_i , 有:

$$\mu_y^{(i)} = E(y | X \in \pi_i) = (\mu_{iy_1}, \dots, \mu_{iy_s})' = (l_1'\mu^{(i)}, \dots, l_s'\mu^{(i)})' \quad (5)$$

给定观测对象 X_0 , 由判别函数,它对应着一个 $y_0 = (y_{01}, \dots, y_{0s})'$, 它到 $\mu_y^{(i)}$ 的 Euclidean 距离平方为:

$$D^2(y_0, \mu_y^{(i)}) = (y_0 - \mu_y^{(i)})'(y_0 - \mu_y^{(i)}) = \sum_{k=1}^s (y_{0k} - \mu_{iy_k})^2; i = 1, \dots, q \quad (6)$$

Fisher 判别规则为:如果对象 X_0 有:

$$D^2(y_0, \mu_y^{(j)}) = \min_{1 \leq i \leq q} D^2(y_0, \mu_y^{(i)}) \quad (7)$$

则判 $X_0 \in \pi_j$, 即判定对象 X_0 为第 j 个目标。如满足式(7)的标号有 $j_1, \dots, j_t, 1 \leq t \leq q$, 则可判 X_0 为 $\pi_{j_1}, \dots, \pi_{j_t}$ 中的任一个。

当目标 π_i 的均值向量 $\mu^{(i)}$ 和公共协方差矩阵 Σ 都未知时,可以采用样本来估计^[13]。

2.2 主成分法确定判别函数个数

定理 1 中的判别函数共有 s 个, 当 s 很大时需要很大的工作量, 如果前 $r (r < s)$ 个判别函数已足够反映原对象 X 的 p 个特征指标的变化, 则只须用前 r 个判别函数进行判别。下面采用主成分法进行融合。

q 个目标的均值向量 $\mu^{(k)}$ 到总均值向量 $\bar{\mu}$ 的 Mahalanobis 距离之和为:

$$D^2 = \sum_{k=1}^q (\mu^{(k)} - \bar{\mu})' \Sigma^{-1} (\mu^{(k)} - \bar{\mu}) \quad (8)$$

式(8)可用来度量 q 个目标的分离程度。

定理 2^[13] 若 λ_j 如定理 1 所定义, 则:

$$D^2 = \sum_{j=1}^q \lambda_j = \sum_{j=1}^s \lambda_j$$

由定理 2 可知第 j 个判别函数 y_j 的均值 $\mu_{ky_j} = E(y_j | X \in \pi_k)$ 到总均值 $\bar{\mu}_{y_j} = \frac{1}{q} \sum_{k=1}^q \mu_{ky_j}$ 的距离平方和为 $\sum_{k=1}^q (\mu_{ky_j} - \bar{\mu}_{y_j})^2 = \lambda_j$, 所以第 j 个判别函数对 D^2 的贡献为 λ_j 。在主成分分析中, 通过定义主成分 y_i 的方差贡献率:

$$a_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^s \lambda_j; i = 1, 2, \dots, s \quad (9)$$

来说明各主成分 y_i 概括原变量信息的大小。称 $\sum_{j=1}^r a_j$ 为前 r 个主成分的累计方差贡献率, 因此一般情况下取 r 使得累计方差贡献率 $\sum_{j=1}^r a_j$ 达到 80% 以上。判别函数个数 r 的确定与此类似。

当判别函数由 s 个融合到 r 个时, Fisher 判别规则简化为:如果观测对象 X_0 有:

$$\sum_{k=1}^r [l_k'(X_0 - \mu^{(j)})]^2 = \min_{1 \leq i \leq q} \sum_{k=1}^r [l_k'(X_0 - \mu^{(i)})]^2 \quad (10)$$

则判 $X_0 \in \pi_j$ 。如满足式(10)的标号有 $j_1, \dots, j_t, 1 \leq t \leq r$, 则可判 X_0 为 $\pi_{j_1}, \dots, \pi_{j_t}$ 中的任一个。

2.3 两个目标的识别

若目标数据库中只有两个目标, 则 Fisher 判别函数简化为:

$$W(X_0) = \left(X_0 - \frac{1}{2}(\mu^{(1)} + \mu^{(2)}) \right)' \Sigma^{-1} (\mu^{(1)} - \mu^{(2)})' \quad (11)$$

相应的 Fisher 判别规则如下:当 X_0 使得 $W(X_0) \geq 0$ 时, 则判 $X_0 \in \pi_1$; 当 X_0 使得 $W(X_0) < 0$ 时, 则判 $X_0 \in \pi_2$ 。

3 仿真实例

下面采用文献[8]的仿真实例加以比较分析。为了实现智能机器人对工件的自主识别和分类, 该实验确定了 4 个独立的特征指标 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4$ 来表示工件, 它们分别是形状因子、截面中心矩、表面反射能力和表面粗糙程度。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如表 1 所示。

表 1 工件模型的特征指标值

工件	θ_1	θ_2	θ_3	θ_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

将传感器信号通过数据采集输入计算机, 并经过信息分离和特征级的数据融合后, 得到某工件的特征观测值如表 2。试确定该未知工件的类别。

表 2 某未知工件的特征观测值

传感器	观测值 X_i	标准差	传感器	观测值 X_i	标准差
1	2.15	0.25	3	2.80	0.17
2	2.30	0.32	4	2.12	0.21

因为各传感器均独立工作, 由未知工件各特征的标准差(表 2), 可得工件模型的公共协方差阵为:

$$\Sigma = \text{diag}(0.25^2, 0.32^2, 0.17^2, 0.21^2)$$

由表 2 可知观测对象为:

$$X_0 = (35 \ 47 \ 95 \ 82 \ 86 \ 92)'$$

下面给出该未知工件的识别步骤如下:

1) 由式(1)计算出 $\bar{\mu}$ 和 B 分别为:

$$\bar{\mu} = (1.4375 \ 2.0250 \ 3.0450 \ 2.5450)'$$

$$B = \begin{pmatrix} 0.7154 & 0.8639 & -0.7861 & -0.4223 \\ 0.8639 & 2.1989 & 0.0240 & 0.2009 \\ -0.7861 & 0.0240 & 1.8471 & 0.9040 \\ -0.4223 & 0.2009 & 0.9040 & 0.8405 \end{pmatrix}$$

2) 根据定理 1, 利用 Matlab 求出 $\Sigma^{-1}B$ 的正特征值和特征向量如下:

$$\lambda_1 = 81.1838, \lambda_2 = 27.2225, \lambda_3 = 7.4853,$$

$$l_1 = e_1 = (-0.2012 \ -0.0138 \ 0.9208 \ 0.3338)'$$

$$l_2 = e_2 = (-0.4987 \ -0.8198 \ -0.1464 \ -0.2401)'$$

$$l_3 = e_3 = (-0.1275 \ -0.0321 \ -0.5266 \ 0.8399)'$$

3) 利用主成分法融合判别函数的个数。由式(9)得到前 2 个判别函数的累计贡献率达 93.54%, 所以只需取前 2 个判别函数 ($r = 2$), 分别为 $y_1 = e_1'X, y_2 = e_2'X$ 。

4) 由式(5)分别计算各目标所对应的判别函数均值向量, 得:

$$\mu_y^{(1)} = (l'_1 \mu^{(1)}, l'_2 \mu^{(1)})' = (3.4576 \quad -3.2829)'$$

$$\mu_y^{(2)} = (l'_1 \mu^{(2)}, l'_2 \mu^{(2)})' = (2.3404 \quad -5.1489)'$$

$$\mu_y^{(3)} = (l'_1 \mu^{(3)}, l'_2 \mu^{(3)})' = (1.3036 \quad -3.2349)'$$

$$\mu_y^{(4)} = (l'_1 \mu^{(4)}, l'_2 \mu^{(4)})' = (2.9720 \quad -3.8867)'$$

5) 计算未知工件 X_0 的判别函数向量

$$y_0 = (2.8216 \quad -3.8767)'$$

6) 由式(6)计算 y_0 分别到 $\mu_y^{(1)}, \dots, \mu_y^{(4)}$ 的 Euclidean 距离平方:

$$D^2(y_0, \mu_y^{(1)}) = 0.7571, D^2(y_0, \mu_y^{(2)}) = 1.8501$$

$$D^2(y_0, \mu_y^{(3)}) = 2.7161, D^2(y_0, \mu_y^{(4)}) = 0.0227$$

7) 根据式(10)判定该未知工件为第4类工件。这与文献[8,12]的识别结果一致。

很显然,若不采用主成分法对判别函数进行融合,当目标个数较多时,则上述步骤4)~6)的工作量大大加重。将上述 Euclidean 距离平方归一化,得到归一化的 Euclidean 距离平方分别为 0.1416、0.3461、0.5081、0.0042。

若将文献[8]可变模糊法的综合隶属度以及本文归一化的 Euclidean 距离平方加以比较,则尽管这两种方法的识别结果都为第4类工件,但是它们对各类目标识别的区分程度却不同。表3反映了这两种方法融合结果的差异。表中的差距是指对第4类工件与对其他各类工件的 Euclidean 距离平方(综合隶属度)之差。

表3 本文和文献[8]融合结果的比较

工件	本文方法		可变模糊法	
	归一化的 Euclidean 平方	差距	综合隶属度	差距
1	0.1416	0.1374	0.366	0.424
2	0.3461	0.3419	0.581	0.209
3	0.5081	0.5039	0.556	0.234
4	0.0042		0.790	

若将表3中的差距求和,则可得本文方法的识别差距总和为 0.9832,大于可变模糊法的识别差距总和 0.867。显然,差距越大,说明对目标识别的区分程度越高,可信度也越高。同时,本文方法对目标类别2、3的识别差距为 0.3419 和 0.5039,分别大于可变模糊法相应的差距 0.209 和 0.234。上述分析在一定程度上表明,本文方法对目标识别的区分程度优于可变模糊法。

4 结语

本文利用主成分法融合 Fisher 判别函数的个数,大大减少了工作量。该方法特别适用于具有多个特征的多目标识别。不需要知道目标的分布类型和先验概率,无需定义基本概率指派和隶属函数,不同于极大似然、Bayes 法、基于证据理

论、模糊理论的方法,对目标识别的区分程度较高。另外,尽管文献[14,15]也是采用主成分分析和 Fisher 线性判别,但是文献[14]还是要知道各类模式的先验概率,再对主成分分析法的数学公式进行改进,使其具有灰度归一化操作能力,克服光照对目标的影响,从而对人脸进行识别;文献[15]则基于 Fisher 准则对目标进行分类,完全不同于本文研究的目标级信息融合问题。

参考文献:

- [1] GIRJIA G, RAOL J R, APPAVU RAJ R. Tracking filter and multi-sensor data fusion[J]. *Sādhanā*, 2000, 25(2): 159–167.
- [2] BEGLER P. Shafer - dempster reasoning with application to multi-sensor target identification system[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1997, 17(6): 968–977.
- [3] YANG YAN, JING ZHANRONG, GAO TAN, *et al.* Multi-sources information fusion algorithm in airborne detection systems[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2007, 18(1): 171–176.
- [4] CHEN TIANLU, QUE PEIWEN. Target recognition based on modified combination rule[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2006, 17(2): 279–283.
- [5] 惠增宏. 基于加权 D-S 证据理论的分布式多传感器目标识别[J]. *计算机应用*, 2007, 27(1): 56–58.
- [6] ODEBERG H. Fusion sensor information using fuzzy measures[J]. *Robotica*, 1989, 31: 217–242.
- [7] GLOSSAS N I, ASPRAGATHOS N A. Fuzzy logic grasp control using tactile sensors[J]. *Mechatronics*, 2001, 11(7): 899–920.
- [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.
- [9] 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.
- [10] YUAN SHAO, HE FA-CHANG, PENG JIAN. An approach of robot non-vision multi-sensor fusion [J]. *Acta Electronic Sinica*, 1996, 24(8): 94–97.
- [11] CAMERON A, DURRANT-WHYTE H. A Bayesian approach to optimal sensor placement[J]. *International Journal of Robotics Research*, 1992, 12(2): 87–111.
- [12] 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.
- [13] 孙文爽, 陈兰祥. 多元统计分析[M]. 北京: 高等教育出版社, 1994: 319–332.
- [14] 石跃祥, 蔡自兴, 王学武. 基于改进的 PCA 算法和 Fisher 线性判别的人脸识别技术[J]. *小型微型计算机系统*, 2006, 27(9): 1731–1736.
- [15] 芮挺, 王金岩, 沈春林, 等. 基于线性分析的特征不变性目标识别[J]. *计算机工程*, 2005, 31(15): 4–6.

(上接第763页)

参考文献:

- [1] 岳东剑, 季洪飞. 语音处理技术在语言学习中的应用[J]. *计算机工程与应用*, 2001, 37(4): 112–114.
- [2] 王昌辉, 谢湘, 赵胜辉. 基于语音识别的汉语发音教学系统[J]. *计算机应用研究*, 2005, 22(11): 11–18.
- [3] ESKENAZI M. Detection of foreign speakers' pronunciation errors for second language training – preliminary results[C]// *Proceedings of the Fourth International Conference on Spoken Language Processing*. Philadelphia, PA: ICSLP, 1996, 3: 1465–1468.
- [4] ZHAO TIANLI, LIU JIA, LU YANFENG, *et al.* An automatic pro-

- nunciation teaching system for Chinese to learn English[C]// *Proceedings of IEEE on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing*. Changsha: IEEE, 2003, 2: 1157–1162.
- [5] SUNDRÖM A. Automatic prosody modification as a means for foreign language pronunciation training[C]// *Proceedings of Speech Technology in Language Learning*, 1998. Marholmen, Sweden: STILL, 1998: 49–52.
- [6] MOULINES E, LAROCHE J. Non-parametric techniques for pitch scaling and time-scale modification of speech[J]. *Speech Communication*, 1995, 16(2): 175–207.