短文

基于不确定性度量信息融合的团队一致法研究[1)]

李国栋

（江苏理工大学机械设计工程学院 镇江 212013）

靳宏磊 陈维南

（东南大学自动化研究所 南京 210096）

李勇智

（江苏理工大学数理系 镇江 212013）

摘 要 给出一种新的信息融合方法——基于不确定性度量的团队一致法. 这个方法是基于一个迭代的团队不确定性度量函数，它能使团队成员达到一致；该方法用于融合从多个图象传感器得到的对同一个目标的关于目标类别不确定性信息，与其它方法相比该方法有效而简单. 在多图象目标识别中有着广泛的应用. 还给出了确定权值系数的一般方法. 把这种方法用于一个现成的实例，得到的结果和多数结合算子的结果一致.

关键词 信息融合，团队一致，不确定性度量.

1 引言

在目标识别中多传感器的信息对目标的准确识别更有效. 文献[1,2]中给出了对多个图象传感器获得的同一目标的图象信息的融合方法，有贝叶斯法、证据理论法、模糊集法和可能性理论方法；其中模糊集法，又采用了多种信息结合算子，实际上一种算子就是一种方法. 但这些方法计算复杂，且许多结合算子不满足交换律，结合顺序不同，得出的结果也不同. 本文把团队一致法用于由多种图象得到的关于目标类别的不确定性信息的融合，取得了满意的结果. 和文献[1,2]中方法相比，该方法灵活而简单，与结合的顺序无关，便于计算机处理.

2 不确定性度量融合描述

考虑 N 个图象传感器组成的传感器队，由集合 $S=\{1,2,\cdots,N\}$ 标称，这个传感器队用于观察系统环境中的某一目标. 把这些传感器看成是一个共同协作环境不确定性问题的一队“专家”，按一定的规则得到最终的团队综合决策，即融合结果.

图象传感器 S_i 通过处理自身的图象数据 Z_i 对分类决策集（即行为空间）$\Gamma=\{\gamma_1,\gamma_2,$

1）南开大学智能机器人控制实验室开放基金和江苏省应用基础基金资助项目.

收稿日期 1996—09—09

$\cdots,\gamma_c\}$中元素γ_k(目标的类别)给出符合真实状态参数θ的不确定性度量$M^i(\gamma_k)$(可以是模糊集中的隶属度$\mu_{\gamma_k}(Z_i)$证据理论中的基本概率指派$m_i(\gamma_k)(Z_i)$,或条件概率$P_i(\gamma_k|Z_i)$等).$0\leqslant M^i(\gamma_k)=M_k^i\leqslant 1.0, i\in S, k=1,\cdots,C$. M_k^i越大,则由第i个传感器获得关于目标属于第k个类别的似然性或可能性越大. N个图象传感器给出的关于目标参数或类别的不确定性信息形成一个矩阵,称为信息矩阵如表1

表1 多个图象传感器给出的目标类别的不确定性度量

	传感器1	传感器2	…	传感器 N
γ_1	M_1^1	M_1^2	…	M_1^N
γ_2	M_2^1	M_2^2	…	M_2^N
…	…	…	…	…
γ_C	M_C^1	M_C^2	…	M_C^N

信息融合可叙述为寻求团队行为$a\in\Gamma$,它指定团队的选择. 即按不确定性度量M,传感器队共同把$\Gamma=\{\gamma_1,\gamma_2,\cdots,\gamma_C\}$中的元素进行排序,以决定团队的最优选择.

定义一个全局的目标类别不确定性度量函数M_G,简称为团队不确定性度量,它结合所有成员的不确定性度量

$$M_G(\gamma_k)=\psi_k(M_j^i, i=1,\cdots,N; j=1,\cdots,C),$$

但函数ψ依决策问题的性质不同而不同. 一旦定义了目标类别的全局不确定性度量,融合问题就变成寻找一个团队行为使团队估计的目标类别不确定性度量取最大值. 有多种方法把多个不确定性度量融合为一个不确定性度量,而这个团队不确定性度量综合了团队的选择. 从表1中的不确定性度量值矩阵来求得团队最终的目标类别的选择,已有多种方法[1],本文给出了基于不确定性度量的团队一致方法.

3 基于不确定性度量的团队一致方法

在这个方法中,每个成员即传感器必须首先处理自身的测量数据得到关于目标类别的不确定性度量$M_i(\gamma_k)$. 它面临着其它成员的不确定性度量,通过估计每个成员的相对重要性,按照其它成员的不确定性度量修正它自己的不确定性度量. 每一个修正的不确定性度量具有以下形式:

$$M^{i*}(\gamma_k)=\sum_{j=1}^{N}\omega_{ij}M_k^j. \tag{1}$$

这里ω_{ij}是重要性权值,由第i个团队成员赋给第j个团队成员,并且$\sum_{j=1}^{N}\omega_{ij}=1, i=1,\cdots,N$. 假设每一个传感器以这种方式修正它的判定或评价. 为保持一致,每一个传感器按照由其它传感器造成的修正更新自己的不确定性度量,并且这个过程一直继续到进一步的修正不再改变任何成员的不确定性度量. 因而$W=(\omega_{ij})$是一个$N\times N$的随机矩阵,它可以被认为是N个状态的马尔可夫链的一步转移矩阵和静态转移概率. 这个解释使我们可以应用马尔可夫的极限理论确定传感器队将收敛于一个普通的分布,进而还可以确定分布的参数值. 研究表明传感器收敛于一个普通的分布当且仅当存在一个行向量$\boldsymbol{u}=[u_1,u_2,\cdots u_N]$满足文献[4,5]

$$uW = u \text{ 且服从} \sum_{i \in s} u_i = 1. \tag{2}$$

对于每一个行为 $\gamma_k \in \Gamma$,由 $M_G(\gamma_k)$表示的团队不确定性度量由下式给出

$$M_G(\gamma_k) = \sum_{i=1}^{N} u_i \times M_k^i, \tag{3}$$

这里的困难是,这个模型并没有为选择权值 ω_{ij}提供任何方法. 文献[3]提出了按传感器的熵确定权值的方法. 传感器 i 的熵 H_i 可以计算如下

$$H_i = \sum_{j=1}^{C} M_j^i \times \log_2 \frac{1}{M_j^i}. \tag{4}$$

若不确定性度量是隶属函数 μ 则可按有关文献中使用模糊熵

$$\widetilde{H}_i = \sum_{j=1}^{C} \mu_j^i \times \log_2 \frac{1}{\mu_j^i} + \sum_{j=1}^{C} (1 - \mu_j^i) \times \log_2 \frac{1}{(1 - \mu_j^i)}, \tag{5}$$

这里须规定0log0=0.

为了调整每一个传感器的权值,把所有熵 $\widetilde{H}_i$(或 H_i),$\forall\ _i \in \boldsymbol{S}$ 的平方和极小化可以成为一个目标,这意味着具有高熵级的(强不确定的)传感器得到最小的权值. 最小化问题可叙述如下:使

$$J = \sum_{i \in S} \lambda_i^2 \times \widetilde{H}_i^2 \text{ 最小且} \sum_{i=1}^{N} \lambda_i = 1, \tag{6}$$

这里 λ_i 是一个赋给传感器 i 的正的权因子. 服从上述限制的最小化问题,等价于

$$J' = \sum_{i \in S} \lambda_i^2 \times \widetilde{H}_i^2 - \rho\left[\sum_{i \in S} \lambda_i^2 - 1\right] \tag{7}$$

的最小化. 这里 ρ 为拉格朗日乘子. 其解为

$$\lambda_i = \frac{1}{\widetilde{H}_i^2 \sum_{j \in S} \widetilde{H}_j^{-2}}. \tag{8}$$

如果让 $\omega_{ij} = \lambda_j$,$\forall\ _i \in \boldsymbol{S}$,则权值矩阵为

$$W = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \cdots & \omega_{NN} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \omega_{11} & \cdots & \omega_{NN} \end{bmatrix}. \tag{9}$$

在这种赋值的形式下,可以看出方程(2)的解由 $u_i = \lambda_i$ 给出. 用方程(3)把这一组传感器的不确定性度量结合起来,问题便归约为寻找一个团队行为 $a \in \Gamma$ 使得团队的不确定性度量值 $M_G(a)$是最大的. 即 $a^* = \gamma_t$, $\quad M_G(\gamma_t) = M_{G_{\max}} = \max_{k=1}^{C} M_G(\gamma_k)$. (10)

命题1. 当 $\sum_{i=1}^{N} u_i = 1$且 $u_i > 0$时取 $W = [\boldsymbol{u}'\boldsymbol{u}' \cdots \boldsymbol{u}']'$ 则方程(2)均成立.

证明. 方程(2)左 $= \boldsymbol{u}W = \boldsymbol{u}[\boldsymbol{u}'\boldsymbol{u}' \cdots \boldsymbol{u}'] = [(\sum_{i=1}^{M} u_i) u_1, (\sum_{i=1}^{N} u_i) u_2, \cdots (\sum_{i=1}^{N} u_i) u_N]$,因 $\sum_{i=1}^{N} u_i = 1$故得证.

本文认为一个传感器给出的不确定度量向量与其它传感器给出的不确定度量向量差别或不一致越大所得到的权值系数应该越小,基于这种思想本文先定义两个不确定度量向量的差别,这种差别一般用距离来表示.

定义1. 两个传感器 k 和 l 的不确定性度量向量 $\vec{M}^k$,$\vec{M}^l$ 的欧氏距离 d 为

$$d_{kl}=\sqrt{\sum_{j=1}^{C}(M_k^j-M_j^l)^2},k\neq l,k,l=1,\cdots N. \tag{11}$$

汉明距离为

$$d_{kl}^h=\sum_{j=1}^{C}|M_k^j-M^l|,\quad k\neq l,\quad k,l=1,\cdots N, \tag{12}$$

$$D_k=\sum_{l\neq k,l=1}^{N}d_{kl},\quad k=1,\cdots,N, \tag{13}$$

$$D_k^2=\sum_{l\neq k,l=1}^{N}d_{kl}^2,k=1,\cdots,N,\quad D_k^h=\sum_{l\neq k,l=1}^{N}d_{kl}^h,k=1,\cdots,N. \tag{14),(15}$$

用 $J_1=\sum_{i=1}^{N}\lambda_i^2 D_i, J_2=\sum_{i=1}^{N}\lambda_i^2 D_i^2, J_3=\sum_{i=1}^{N}\lambda_i^2 D_i^n$,来代替方程(6),同样可得

$$u_i=\frac{1}{D_i\sum_{j=1}^{N}D_j^{-1}},\qquad u_i=\frac{1}{D_i^2\sum_{j=1}^{N}D_j^{-2}},\qquad u_i=\frac{1}{D_i^h\sum_{j=1}^{N}D_j^{h-1}}.$$

既考虑传感器不确定性熵同时又考虑传感器之间的不确定性的不一致性,则可用 $J_4=\sum_{i=1}^{N}\lambda_i^2 D_k^2 H_k^2$ 作为指标函数,可得 $u_i=\dfrac{1}{H_i^2 D_i^2\sum_{j=1}^{N}H_j^{-2}D_j^{-2}}$. 由命题1均可得到权值系数矩阵 W.

4 算例

考虑由3个传感器组成的多传感器系统观察一个目标($N=3$). 为了简单起见,本文仅限于四种情况($C=4$). 假定表2总结了由三个传感器评估的每一个目标类别的不确定性度量值[2].

熵向量按方程(4)计算,为:[1.721 2, 1.659 9, 1.766 8], $\boldsymbol{u}$=[0.330 7, 0.355 5, 0.313 8],用方程(3)结合每一个传感器的评估,团队不确定性度量将收敛于下列普通分布: $M_G(\gamma_1)=0.491\ 7$, $M_G(\gamma_2)=0.301\ 7$, $M_G(\gamma_3)=0.628\ 6$, $M_G(\gamma_4)=0.537\ 2$. 很明显 γ_3 的团队不确定性度量取最大值. 因此,按最大不确定性度量值的原则,传感器队支持 γ_3,最后团队选择第三类目标,即 $a^*=\gamma_3$. 熵若按方程(5)计算,为 [2.321 2, 3.365 0, 3.574 2],则 $\boldsymbol{u}$ = [0.325 5, 0.343 2, 0.304 3],团队不确定性度量将收敛于下列普通分布: $M_G(\gamma_1)=0.492\ 2$, $M_G(\gamma_2)=0.343\ 2$, $M_G(\gamma_3)=$

表2 传感器给出的目标类别的不确定性度量

	传感器1	传感器2	传感器3
γ_1	0.5	0.3	0.7
γ_2	0.4	0.3	0.2
γ_3	0.7	0.7	0.5
γ_4	0.1	0.8	0.6

表3 指标函数分别为 J_1,J_2,J_3,J_4 时得到的 $\boldsymbol{u}$

	J_1	J_2	J_3	J_4
u_1	0.303 1	0.276 3	0.316 9	0.275 4
u_2	0.329 6	0.318 2	0.350 3	0.341 0
u_3	0.367 3	0.405 5	0.332 8	0.383 6

表4 指标函数 J_1,J_2,J_3,J_4 时团队不确定性度量和得出的决策

M_G	J_1	J_2	J_3	J_4
γ_1	0.507 5	0.517 5	0.496 5	0.508 5
γ_2	0.293 6	0.287 1	0.298 4	0.289 2
γ_3	0.626 5	0.618 9	0.633 4	0.623 3
γ_4	0.514 4	0.525 5	0.511 6	0.530 5
团队决策	γ_3	γ_3	γ_3	γ_3

0.639 1, $M_G(\gamma_4)=0.492\ 4$. 传感器队支持 γ_3. 通过算例可以看到采用方程(5)更为合理，使团队决策的不确定性度量的最大值 $M_G(\gamma_3)$和次最大值 $M_G(\gamma_4)$的差距拉大. 用其它几种权值选择方法得到的仿真结果如表3和表4.

5 结 论

本文给出一种多图象传感器关于目标类别信息的融合方法. 这种方法把多传感器系统的传感器看成相互协作解决环境模糊性问题一组专家，该方法基于迭代的团队不确定性定量，能使团队成员达到一致. 本文还提出了另外的几种选择向量 $\boldsymbol{u}$ 的方法，并指出了权值矩阵 W 的一般的选择方法.

参 考 文 献

1 BLOCH I, MATTER H. Fusion de données en traiterment d'images: modeles d'information et décisions. *Traitement du Signal*, 1994, **11**(6): 435—446

2 Isabelle Bloch. Information Combination Operators for Data Fusion: A Comparative with Classification. *IEEE Systems, Man and Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 1996, **26**(1): 52—67

3 Otman A Basir *et al*. Sensory Data Intergration: A Team Consensus Approach In Proc. of the 1992 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Nice, France, May. 1992, 1682—1688

4 Stone M. The Opinion Pooling. *Annals of Statistics*, 1973, **32**: 1339—1342

5 DeGroot M H. Reaching a Consensus. *Journal of the American Statistical Association*, 1974, **69**: 118—121

A STUDY ON GROUP CONSENSUS APPROACH OF DATA FUSION BASED ON MEASURE OF UNCERTAINTY

LI GUODONG

(*College of Machinery Design Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang* 212013)

JIN HONGLEI　CHEN WEINAN

(*Research Institute of Automation, Southeast University, Nanjing* 210096)

LI YONGZHI

(*Department of Mathematics and Science, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang* 212013)

Abstract This paper presented a nwe method of information fusion: the group consensus approach based on measure of uncertainty. The approach is based on a recursive group uncertainty measure functions, which is capable of bringing the group members to a consensus. This approach can fuse uncertainty information about object identity obtained by multiple image sensors. Comparing with other existing methods, this approach is simple and more effective and has a great application potential in many multi-image object identification problems.

Key words Information fusion, group consensus, measure of uncertainty.