

目标识别中信息融合的准则和方法

章新华 林良骥 王骥程

(浙江大学工业控制技术研究所 杭州 310027)

(大连测控技术研究所 大连 116013)

摘要 本文用信息论的观点,给出了在设计单个分类器时使系统性能得以提高的条件,基于群组决策理论和模糊积分方法提出了一种多证据条件下进行信息融合的方法,该方法被用于被动声纳目标分类,数值模拟表明了该方法的有效性。

关键词 信息融合,证据组合,分类,目标识别,声纳。

中图分类号 TP18

传统的目标识别是根据单一特征矢量设计单一的目标分类器,当目标类别多,样本数据品质低时会使分类器精度和稳健性大受影响。事实上,基于一组特定目标特征和某一特定方法设计的分类器,仅仅是从一个“侧面”去认识目标,难以形成对目标本质特性的全面认识。神经网络理论为目标分类器的设计提供了有效的手段,然而常用的神经网络(NN)模型具有陷入局部极小解的危险,使得基于单个NN的分类器难以实现全局最优。以上问题受到许多学者的关注^[1~3],研究表明,多特征信息的融合和多分类器输出的融合是提高系统精度和鲁棒性的有效途径。^[4]

在实际应用中,如何设计单个分类器,使之能在组合系统中提供更加有效的决策信息以及如何确定融合策略,使组合系统具有更好的整体性能是系统设计的关键。现有的研究大多限于后者,而对如何设计单一分类器,使之在融合系统中发挥更好效果的探讨甚少。本文首先从信息系统的角度,将每个NN当作一个信息机,将组合分类系统当作一个信息网,并引入了信息可用量的概念,就形成组合系统的单个分类器的设计原则给出了指导性的条件。然后根据群组决策理论和模糊积分方法提出了一种信息融合方法。上述方法用于声纳目标分类,得到了令人满意的结果。

1 多神经网络分类器的信息融合原理

每个神经网络(NN)分类器可看成是对一特征信息进行处理的信息机,如图1所示的组

• 本文研究得到船舶工业科技基金资助。作者章新华,1962年生,博士,主要研究领域为智能信息处理及其在目标识别中的应用。林良骥,1941年生,研究员,主要研究领域为水声信号处理。王骥程,1928年生,教授,博士生导师,主要研究领域为神经网络及其在系统建模、工业控制中的应用。

本文通讯联系人:章新华,大连116013,大连测控技术研究所

本文1996-04-16收到修改稿

合(NN)分类系统可描述成图2所示的信息网.

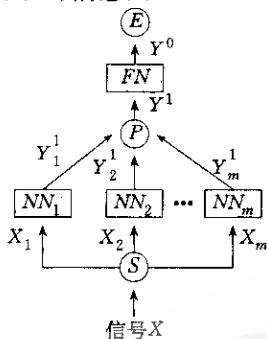
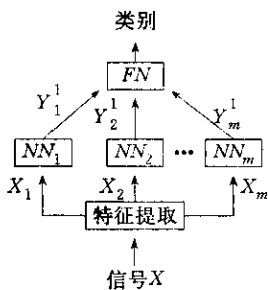


图1 神经网络的组合分类系统 图2 组合分类系统的信息网表示

根据信息论的观点^[6], 在无外界信息加入时, 信息机 M 只能获得更多信息的有用成分, 而不能改变由输入信息所携带的信息量. 我们称由这样的信息机 M 得到的所有可能集 $\{Y\}$ 为相对于输入 X 的等信息量 (EIQ) 集, 记为

$$\Gamma = \{Y|X, M\}.$$

定义 1. 设 $P: X \rightarrow Y$ 为一变换程序, 要实现这一变换需 q 步, 则称

$$Q(Y) = \min_p q(P; X \rightarrow Y) \quad (1)$$

为信息机 M 从 X 得到 Y 所作的有效逻辑运算量.

定义 2. 若对 $\forall (X^i, X^j) \in \Gamma * \Gamma$, 且 $Q(X^i) \geq Q(X^j)$, 有

$$\min_p q(P; X^j \rightarrow X^i) = Q(X^i) - Q(X^j) \quad (2)$$

则称 Γ 为紧的.

设 X 所含的信息量为 $I(X)$, 则 X 所具有的信息可用量 $V(X)$ 可表示为

$$V(X) = \frac{Q(X)}{I(X)} \quad (3)$$

这里 $Q(X)$ 为从 M 中得到 X 所施加的有效逻辑运算总量.

这样, 信息 $X_i \in R^n$ 经各神经网络处理后得到 $Y_i^1 \in R^c, i=1, 2, 3, \dots, m$. 从 Y_i^1 获得的信息可用量比信源 X_i 有所增加, 即

$$V(Y_i^1) = V(X_i) + v_i, \quad i=1, \dots, m, \quad (4)$$

这里 $v_i \in R^1$ 为第 i 个神经网络 NN_i 对 X_i 进行信息处理后的信息可用量的增量, 当 NN 为正效应运算时取正, 无效运算时为零, 负效应运算时为负. 其值大小取决于神经网络的信息处理性能.

定义 3. 如果 v_i 不大于单个信息机 (NN) 的处理能力 C_{pi} , 即 $v_i \leq C_{pi}$, 则称该信息机为 V -非饱和的.

定义 4. 如果输入第 i 个信息机 (NN) 的信息量 $I(X_i)$ 不超过该信息机的传输能力 C_{Ti} , 即 $I(X_i) \leq C_{Ti}$, 则称该信息机为 I -非饱和的.

由文献[5]知, 满足 I -非饱和的信息网, 服从信息流守恒定律, 对如图 2 所示的信息网, 从 P 点得到的信息量为 I_s , 满足 $\sum_{i=1}^m I(X_i) + R_s = I_s$, (5)

其中 R_s 为由于 $X_i (i=1, \dots, m)$ 互相关性引起的信息冗余.

满足 V -非饱和的网络, 在处理 X_i 时所做有效逻辑运算量为 Q_i , 则所有网络所做

有效逻辑运算总量为
$$Q_s = \sum_{i=1}^m Q_i \quad (6)$$

所以, 在 P 点得到的信息可用量的增量即为

$$V(S, P) = \frac{Q_i}{I_i} = \frac{\sum_i Q_i}{\sum_i I(X_i) + R_i} \quad (7)$$

且当 $R_i = 0$, 即 $X_i (i=1, \dots, m)$ 相互独立时, $V(s, p)$ 达到最大值.

定理 1. 若 $X \in \Gamma$, Γ 是紧的, 且各信息网是 I -, V -非饱和的, 则 S 到 E 点信息可用量的增量为

$$V(S, E) = V(S, P) + V(P, E) \quad (8)$$

其中 $V(P, E) \in R^1$ 为信息融合网络 FN 所增加的信息可用量, 对正效应逻辑运算取正, 对负效应逻辑运算取负.

证明: 因为 $X \in \Gamma$, 所以 $I(X) = I(Y^1) = I(Y^0)$
又 Γ 是紧的, 则 $Q(Y^0) = Q(Y^1) + Q(Y^0/Y^1)$
其中 $Q(Y^0/Y^1) = \min_p Q(P; Y^1 \rightarrow Y^0)$

为融合网络 FN 所作的有效逻辑运算量, 所以, 系统最后得到的信息可用总量为

$$V(S, E) = \frac{Q(Y^0)}{I(Y^0)} = \frac{Q(Y^1) + Q(Y^0/Y^1)}{I(Y^0)} = \frac{Q(Y^1)}{I(Y^1)} + \frac{Q(Y^0/Y^1)}{I(Y^0)} = V(S, P) + V(P, E) \quad \square$$

由定理 1 和(7)式, 可得出单个 NN 分类器的设计准则:

- (1) 用于各 NN 分类器的特征矢量 $X_i (i=1, \dots, m)$ 的相关性尽量少.
- (2) 各 NN 分类器之间的相关性尽可能少. 这主要说明了 2 个问题, 一方面, 要用的 NN 模型的工作机理尽可能不同, 如 BP 模型是拟合型的, 而 ART 模型是聚类型的. 另一方面, 在训练各 NN 时, 采用的训练样本集相关性尽量小.
- (3) 各 NN 分类器本身的性能要好, 这样可获得更多的信息可用量.
- (4) 基于单个 NN 分类器的证据融合策略必须有效, 否则可能抵消已获得的类别信息可用量, 导致系统性能下降.

2 基于多个神经网络的决策融合

多神经网络信息融合的目的是依据各子网络的输出结果寻求更多可用的目标类别信息, 由上可知其策略的有效性是融合成功的关键. 著名的 Borda 数在群组决策中起到了重大作用, 但此法只用到了子网络的排序信息, 而忽略了子网络输出值的大小信息, 且视各子网络的重要性是相同的, 当已知某些子系统的性能明显优于别的时, 此法不可取.^[1] 文献[2]提出了 3 种策略, 考虑了各个网络的输出值, 但同样没考虑子网络的重要程度. 合理而有效的方法是综合子网络的输出值和子网络本身的可靠性进行决策. 模糊积分方法为此提供了有效手段.^[7]

设第 i 个子网络的输出为 $Y_i^1 = (y_{i1}^1, \dots, y_{ic}^1)^T, i=1, \dots, m$. 其可靠性为 $R_i = (r_{i1}, \dots, r_{ic})^T$, 其中 $r_{ij} (j=1, \dots, c)$ 为第 i 个子网络对第 j 类目标的判别可靠性, 若子神经网络组为 $N = \{NN_1, \dots, NN_m\}$, 且 $h: N \rightarrow [0, 1]$ 为神经网络的映射函数, 则函数 h_j 相对于测度 $r_j(\cdot)$ 的模糊积分为 $FI_j = h_j(N) \circ r_j(\cdot) = \max_{N_i \subset N} [\min_{x \in N_i} (\min h_j(x), r_j(N_i))]$ (9)

这里 $N_i = \{NN_1, \dots, NN_i\}$, $r_j(N_i)$ 为第 j 类目标在有限集合 N_i 上的 r_j 模糊测度, 对 $\forall j$, 满足

$$r_j(N_i) = r_j(\{NN_i\}) = r_{ij} \quad (10)$$

$$r_j(N_i) = r_{ij} + r_j(N_{i-1}) + \lambda_j r_{ij} r_j(N_{i-1}), \quad 2 \leq i \leq m \quad (11)$$

$$r_j(N) = 1 \tag{12}$$

由(10)~(12),可得:

$$1 + \lambda_j = \prod_{i=1}^m (1 + \lambda_j r_{ij}), \quad j = 1, \dots, c \tag{13}$$

(9)~(13)中的 r_{ij} 可由经验给出,也可从部分样本测试中得到. $\lambda_j > -1$ 可根据 r_{ij} 用(13)式得到. 各子网络输出值量纲不统一会给融合结果造成很大影响,所以,在进行融合之前应对各子网络作自归一处理

$$y_{ij}^{(1)} = \frac{y_{ij}^1}{\sum_{j=1}^c y_{ij}^1}, \quad i = 1, \dots, m \tag{14}$$

根据群组决策理论,剔除决策水平低(不确定性大)的决策者(神经网络)可提高群组决策的水平. 第 i 个神经网络的不确定性大小可用熵表示:

$$entr_i = - \sum_{j=1}^c y_{ij}^{(1)} \ln y_{ij}^{(1)}, \quad i = 1, \dots, m \tag{15}$$

在利用(9)~(13)式以前,先剔除满足

$$entr_k = \max_i (entr_i) \tag{16}$$

的第 k 个神经网络,用其它 $m-1$ 个神经网络进行信息融合.

模糊积分 FI_j 为组合系统将未知的模式判为第 j 类的可能性测度,它实质上给出了各子网络 NN_i 的各输出与各子网络可靠性之间的最大一致性解. 在最后的类别判别中以 FI_j 最大的 j 作为未知模式的类别.

3 应用实例

上述方法用于被动声纳目标分类系统. 为获得不同分辨率、不同频带范围上目标信号的特征,我们对目标信号作正交小波变换,然后对分解后的信号作功率谱估计,经特征综合评估第 5 级变换后的细节信号 $d5$ 与第 6 级变换后的近似信号 $A6$ 的功率谱特征具有更好的类别可分性,由正交小波变换的性质可知,这 2 部分信号是相对独立的,满足设计准则 1. 为满足准则 2,3,我们分别将 BP 算法和结构自适应 SANN 算法^[8]用于上述 2 种信号特征,设计了 4 个性能较好的 NN 分类器. SANN 是一种基于聚类的算法,在信息处理的原理上与 BP 算法有较大差异.

实验中,目标类别被分成 3 大类,各 NN 分类器的可靠性通过测试一小样本集得到,其中,用 BP 算法在 $d5, A6$ 特征上得到的 $NN1, NN2$ 的可靠性矢量分别为 $R_1 = (0.831, 0.796, 0.847)^T, R_2 = (0.814, 0.848, 0.802)^T$ 用 SANN 在 $d5, A6$ 特征上得到的 $NN3, NN4$ 的可靠性矢量为 $R_3 = (0.835, 0.863, 0.849)^T, R_4 = (0.857, 0.851, 0.866)^T$. 为提高组合分类系统的决策水平,首先用(14)~(16)式剔除不确定因素最大的神经网络,然后用(9)~(13)式进行决策融合. 各个分类器与组合分类器的测试性能如表 1 所示. 由表 1 可知,组合分类器吸取了更多有用的目标特征信息,分类精度高于任一单个 NN 分类器.

表1 单个NN分类器与组合分类器的性能比较

| 分类器类型 | 推广性能(%) | | |
|-------|---------|-------|-------|
| | I类 | II类 | III类 |
| NN1 | 0.839 | 0.811 | 0.845 |
| NN2 | 0.818 | 0.832 | 0.810 |
| NN3 | 0.841 | 0.857 | 0.862 |
| NN4 | 0.846 | 0.841 | 0.873 |
| 组合分类器 | 0.859 | 0.873 | 0.895 |

4 结束语

本文将信息系统理论应用于组合分类器的设计,引入了信息可用量的概念,并从获得更多信息可用量的角度给出了设计单个分类器和基于单个NN分类器进行信息融合的条件.为组合分类系统的设计提供了理论依据.本文给出了一种基于模糊逻辑的信息融合方法,该方法既考虑了各NN的输出值大小,又考虑了每个NN对各类模式判别的可靠性,理论上更具合理性.用群组决策理论动态选择用于融合的神经网络,可减少决策的不确定性,提高系统的整体决策水平.应用实例表明本文所述方法使分类系统具有更好的识别精度.

参考文献

- 1 Ho T K *et al.* Decision combination in multiple classifier systems. *IEEE Trans. PAMI*, 1994, **16**(1):66~75.
- 2 Ghosh J *et al.* Evidence combination techniques for robust classification of short-duration oceanic signals. In: *Proc. of SPIE*, 1992, **1706**:266~276.
- 3 Rogova G. Combining the results of several neural network classifiers. *Neural Networks*, 1994, **7**(5):777~781.
- 4 孙红岩,毛士艺.多传感器目标识别的数据融合. *电子学报*, 1995, **23**(10):188~193.
- 5 Watanabe H. A basic theory of information network. *IEICE Trans. Fundamental*, 1993, **E76-A**(3):265~276.
- 6 常迥. *信息论基础*.北京:清华大学出版社,1993.
- 7 Tahani H, Keller J M. Information fusion in computer vision using the fuzzy integral. *IEEE Trans. SMC*, 1990, **20**:733~741.
- 8 章新华,林良骥.中国船舶科技报告.760-4-7B,大连:中国船舶工业总公司760研究所,1995.9~12.

CRITERIONS AND APPROACHES OF INFORMATION FUSION IN TARGET RECOGNITION

ZHANG Xinhua LIN Liangji WANG Jicheng

(*Institute of Industrial Process Control Zhejiang University Hangzhou 310027*)

(*Institute of Dalian Measurement and Control Techniques Dalian 116013*)

Abstract The conditions for designing an individual classifier, which could increase the performance of combined classification system, are obtained in the opinion of information theory in this paper. The information fusion of combined system in conditions of multiple evidences is implemented by using fuzzy integral. This approach is applied in sonar target classification. Simulation results show that it is efficient.

Key words Information fusion, evidence combination, classification, target recognition, sonar.

Class number TP18