

# 基于神经网络集成、多传感器融合的机器人对障碍物的识别

宋 捧, 郭兰申, 邢国芬  
(河北工业大学, 天津 300130)

**摘 要:** 基于神经网络和神经网络集成理论提出了一种多传感器信息的数据融合结构, 并将其用于机器人的障碍物的识别, 提高了系统的识别效率, 增强了系统的可靠性。通过分别搭建识别各种障碍物的子网络, 以并行集成的方式把各个个体网络组合起来, 可以获得一个一个高性能的识别系统。在 HEBUT-I 型移动机器人上进行了验证, 取得了很好的识别效果, 为机器人的正确导航奠定了基础。

**关键词:** 避障; 神经网络集成; 多传感器; 数据融合  
**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

**文章编号:** 1002-6673 (2006) 04-032-03

## 0 引言

目前信息融合方法是利用多个信息源所获取的关于对象和环境的信息, 得到任务所需要的全面、完整的信息, 主要体现在融合算法中<sup>[1-5]</sup>。因此, 多源信息融合的核心问题是选择合适的信息融合算法。信息融合的方法主要分以下几类: 直接对数据源操作; 利用对象的统计特性和概率模型进行操作; 基于规则推理的方法等。其中基于神经网络的多种传感器信息融合是近几年来发展的热点。神经网络使用大量简单的处理单元处理信息, 神经元按层次结构的形式组织, 每层上的神经元以加权的方式与其它层上的神经元联接, 采用并行结构和并行处理机制, 因而网络具有很强的容错性以及自学习、自组织和自适应能力, 能够模拟复杂的非线性映射。神经网络的这些特性和强大的非线性处理能力, 恰好满足了多传感器信息融合技术处理的要求, 可以利用神经网络的信号处理和自动推理功能实现多传感器信息融合技术。

## 1 神经网络的集成

1996 年, Sollich、Krogh<sup>[6]</sup> 给出了神经网络集成定义。同年, Gutta 和 Wechsler<sup>[7]</sup> 将神经网络集成和判定树相结合进行正面人脸识别; 1995 年, Krogh 等人给出了计算神经网络集成泛化误差的公式: 假设学习任务是对于  $f: R^n \rightarrow R$  进行逼近。集成由  $N$  个神经网络组成, 采用

收稿日期: 2006-04-25

基金项目: 河北省自然科学基金项目 (501031); 天津市自然科学基金项目 (003601211)

作者简介: 宋捧 (1953-), 女, 高级实验师。

加权平均法, 各神经网络分别被赋予权值  $\omega_k$ , 满足:

$$\omega_k > 0 \text{ 且 } \sum_k \omega_k = 1 \quad (1)$$

训练集从分布  $P(x)$  中随机抽取得到。假设对于输入  $X$ , 网络  $K$  的输出为  $V^k(X)$ , 则神经网络集成的输出为:

$$\bar{V}(X) = \sum_k \omega_k V^k(X) \quad (2)$$

分别定义神经网络和神经网络集成的泛化误差为:

$$E^k = \int dx p(x) (f(x) - V^k(x))^2 \quad (3)$$

$$E = \int dx p(x) (f(x) - \bar{V}(x))^2 \quad (4)$$

定义神经网络的差异度为:

$$A^k = \int dx p(x) (V(x) - \bar{V}(x))^2 \quad (5)$$

定义各网络泛化误差的加权平均为:

$$\bar{E} = \sum_k \omega_k E^k \quad (6)$$

定义神经网络集成的差异度为:

$$\bar{A} = \sum_k \omega_k A^k \quad (7)$$

则神经网络集成泛化误差为:

$$E = \bar{E} - \bar{A} \quad (8)$$

式(8)右边的第二项度量了神经网络集成中各网络的相关程度。若神经网络集成是高度偏置的, 即对于相同的输入, 集成中各个网络会给出相同或类似的输出, 则神经网络集成的差异度会接近于零, 于是其泛化误差接近于各神经网络泛化误差的加权平均。若集成中各网络的响应是相互独立的, 则神经网络集成的差异度较大, 集成的泛化误差将远小于各网络泛化误差的加权平均。因此, 要增强神经网络集成的泛化能力, 就应该尽量使集成中

各网络的误差互不相关。

在实际应用中, 由于各个独立的神经网络并不能保证错误不相关, 因此, 神经网络集成的效果与理想值相比有一定的差距, 但其提高泛化能力的作用仍相当明显。

## 2 基于神经网络集成的传感器信息融合算法

避开障碍物是移动机器人导航中重要的一部分。移动机器人中的多种传感器信息融合通常可以分为两类: 低级融合和高级融合。本文提出了一种基于神经网络集成的传感器信息融合算法, 并在 HEBUT-I 型机器人上将神经网络集成用于对障碍物的识别上, 提高了系统的识别精度, 取得了很好的效果。

### 2.1 单个 BP 网络的建立

本文在单个 BP 网络的构建中采用了一种模糊神经网络的信息融合的构建方法, 它不依赖于系统的精确数学模型且适用于复杂的系统和过程。单个 BP 网络的学习机制上采用模糊学习的方法, 这种学习方法的特点是学习过程用模糊量(隶属度)进行测度, 即输入量是经过模糊化后的模糊量, 见图 1。对于两输入单输出的模糊神经网络, 训练集为  $(X_1, T_1)$ ,  $X_1 = (X_{11}, X_{12})$ ,  $T_1$  一期望输出。若全部模糊量采用三角形隶属函数(对于其他隶属函数, 同理),  $X_i \in [1, 0]$ , 权值  $\in [-1, 1]$ 。采用的误差信号为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (T_i - Y_i)^2$$

学习的目的是使 E 最小, 但由于模糊系统的特殊性, 即使所有  $Y_i = T_i$ , 也不会为零, 因此, 根据不同的要求, 需要不同的停止迭代规则。对于多输入多输出(MIMO)的模糊规则可以分解为若干个多输入单输出(MISO)的模糊规则。

### 2.2 多个 BP 网络的集成

如图 1 所示, 信号处理神经网络用于对单个传感器检测到的信号进行处理, 提取有用信息, 作为融合神经网络的输入, 融合神经网络对得到的信息在一定的层次上进行融合处理, 以得到更全面、更准确的信息。每一个单元 BP 网络可以很好的做到图像预处理、降维等特征提取。对于每一个传感器的目标向量 X 的每一分量, 可以对应 BP 神经网络的每一个输入, 经过训练集的数据学习应用测试集 A、B 测试, 将结果作为集成网络的输入, 利用 Boosting 方法生成集成网络个体。集成网络输出的结果表明识别率接近 100%。

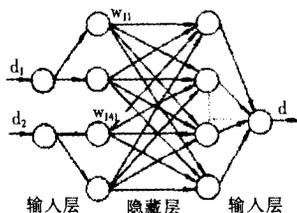


图 1 单个 BP 网络结构  
Fig.1 Single BP neural network frame

## 3 神经网络信息融合的应用

### 3.1 HEBUT-1 多种传感器目标识别的融合结构

HEBUT-II 型机器人有三大传感器组, CCD 摄像机、红外传感器、超声波测距传感器。正如视觉给人类提供了 70% 以上的所需信息、为人类的正常生活和工作提供了必要保障一样, 视觉系统为移动机器人提供了大量的信息。多种传感器目标识别的融合结构如图 2 所示。

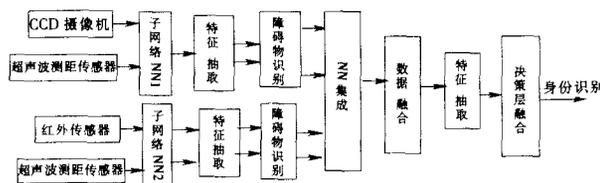


图 2 多种传感器目标识别的融合结构

Fig.2 Multi-sensor target recognition fusi

### 3.2 移动机器人多传感器信息融合及对障碍物的识别

移动机器人在向前行走的过程中, CCD 摄像机可以把一个物体转换为一个二维灰度阵列即图像。此时测量空间的维数很高, 不适宜于分类器设计。需要把图像从测量空间变换到维数大大减少的特征空间, 被研究的图像或现象在这个特征空间中就由一个特征向量来表示。这就是特征提取的过程。图像的形状轮廓有多种表示方法, Dubois<sup>[8]</sup> 等人首先提出使用一个以形心为基点, 等旋转角度间隔采样的矢量序列近似描述图形的边界, 该矢量的模由形心到各边界点的直线距离决定, 但该方法仅限于凸性图形。Gupta<sup>[9]</sup> 采用类似的径向投影序列作为多层感知器的输入分类特征, 将等分角度间隔改为沿边界各像素跟踪的方法, 较 Dubois 更为精确。这里采用以形心为基点, 沿边界各像素跟踪的方法, 由形心到各边界点的直线距离构成边心距序列, 经归一化后作为各输入目标模式的分类特征。边心距序列具有一些很重要的性质: 周期性, 平移不变性, 旋转不变性, 比例性。边心距序列的上述特性使其可用于图像识别。当物体的形状通过用边心距表示时, 一个二维图像就表示成了一个二维的曲线波形。我们可以用这个方法对实验中获得边心距序列与参考波形作比较来识别平面图像。

超声波测距传感器在有效测距范围内有被测物的话, 则在后一路超声波束发出之前应当接收到前一路发回的反射波, 否则认为前一路无被测物。因此按有效测距范围可以估算出最短的脉冲间隔发送时间。为了减少超声波束的影响, 应用循环采集的方法, 一次只有一个超声波传感器采集数据。若取脉冲间隔时间为 7ms, 则 9 个超声波传感器总的脉冲间隔是  $7 \times 9 = 63\text{ms}$ , 这近似看作是一个取样周期。超声波测距系统被排列成  $3 \times 3$  阵列, 这样, 相对于整幅图像的  $3 \times 3$  个区域得到了相应的

3×3 个距离值。但是，物体的图像可能只是占了整幅图像的一部分，并且只需要估算 9 个距离值；相应于所抽取的 8 个特征点的 8 个距离值以及形心的距离值。我们的估算是基于特征点和形心与它们所在的区域的关系而采取的一种简单方法：特征点的距离就估算为其所在区域的距离值。通过坐标转换获得了在摄像机坐标系统中的 9 个点的距离值。这样可以得到一系列的值。如表 1 所示。

表 1 障碍物类型

Tab.1 Type of obstacle

障碍物	训练集		测试集 A		测试集 B	
正三棱锥	边长=0.3m	每 10° 采集	边长=0.3m	每 15° 采集	边长=0.2m	每 20° 采集
长方体	长=0.5m	每 10° 采集	长=0.5m	每 15° 采集	长=1.0m	每 20° 采集
	宽=0.2m		宽=0.2m		宽=0.3m	
	高=0.3m		高=0.3m		高=0.6m	
圆柱体	高=0.5m	每 10° 采集	高=0.5m	每 25° 采集	高=0.4m	每 20° 采集
	直径=0.4m		直径=0.4m		直径=0.4m	
球体	直径=0.2m	每 10° 采集	直径=0.2m	每 25° 采集	直径=0.3m	每 20° 采集

#### 4 实验结果分析

仿真实验利用 VC++6.0 编程。要识别的障碍物有球体、长方体、正三棱锥、圆柱体。当移动机器人移动时，超声波发射器每隔一个固定的时间段就发射一次超声波。当其进行到适当的位置时，采样开始，小车绕着障碍物转，每隔 10° 取样一次。神经网络用这些训练数据进行离线训练。在测试中，设计两组测试数据来验证系统的有效性。仿真数据集如表 1 所示。

移动机器人以 0.45m/s 的速度前进，识别率 (IR) 列于图 3 中。集成的 BP 网的识别率图 3 中以实芯的框图表示。当实验次数增加时，识别率还会提高。但从我们的仿真中已可看出，本方法是实用而有效的，移动机器人可以实时地识别出障碍物类型。在文献 [10] 中利

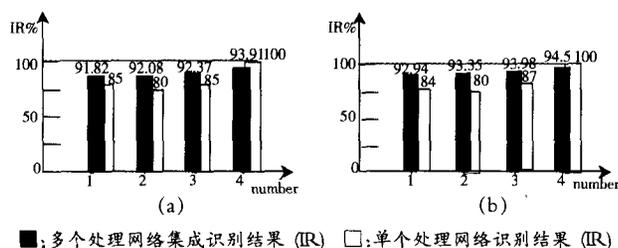


图 3 几种障碍物的识别率比较

Fig.3 Barrier identify figure

用了单个多层 BP 网络对障碍物进行识别，同样要识别

### Mobile Robot Avoid Barrier Based on Neural Network Integration and Multi-sensor Fusion

SONG Peng, GUO Lan-Shen, XING Guo-Fen

(Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

**Abstract:** Since more information can be obtained and the ability of target identification can be enhanced with multi-sensor information fusion technology, thus the limitation of a single sensor system can be avoided. The paper develops a kind of structure of multi-sensor information data fusion based on Neural Network and Neural Network integration. It can improve the robustness and reliability. The simulation with the robotic multi-sensor barrier identification is also presented and discussed.

**Key words:** Neural Network; Neural Network Integration; Multi-sensors Fusion

的障碍物有球体、长方体、正三棱锥、圆柱体，应用了相同的训练集合测试集。论文中实验结果单个 BP 网的识别率图 3 中以虚芯的框图表示。由这些数据可以看出集成的 BP 网络要比单个多层 BP 网络识别的精度高很多，识别的精确度也更科学。

#### 5 结论

利用本文提出的多种传感器目标识别的融合结构，建立了两个多层 BP 处理网络，处理 CCD 摄像机和超声波测距传感器的信号、红外传感器和超声波测距传感器的信号。从实验结果分析和比较可以证明基于神经网络集成的多传感器融合信号识别要比单个网络有更高的健壮性，识别能力也更高，这样给机器人对陌生环境的辨识和决策提供了更有力的科学依据。

#### 参考文献:

- [1] W.Wan and D.Fraser. Multi-source Data Fusion with Multiple Self-organizing Maps. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, vol.10, no.5, pp.1344~1349.
- [2] K Ohshima. Sensor Fusion and Decentralized Control in Robotic Systems II. Proceedings of SPIE 1999, vol.38 No39.
- [3] Y Kanayama et al. Special Issue on Data Fusion, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, vol.37, No.3.
- [4] Theresa Beaubouef, Frederick E.Petry, Gurdial Arora. Information-theoretic Measures of Uncertainty for Rough Sets and Rough Relational Databases, Journal of Information Sciences, 1998, 109:185-195.
- [5] MOHUA BANERJEE, SANKAR K.PAL. Roughness of a Fuzzy Set, Information and Computer Science, 1996, 93:235-246.
- [6] Sollich P, Krogh A. Learning with Ensembles: How Over-Fitting Can Be Useful. In: Touretzky D, Mozer M, Hasselmo M eds. Advances in Neural Information Processing Systems (Volume 8), Cambridge, MA: MIT Press, 1996, 190~196.
- [7] Gutta S, Wechsler H. Face Recognition Using Hybrid Classifier Systems. In: IEEE International Conference on Neural Networks, NY: IEEE, 1996, 1017~102.
- [8] Dubois, Susan R etc. Autoregressive Model Approach to Two-Dimensional Shape Classification. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v PAMI-8, n 1, Jan, 1986, p55~66.
- [9] Gupta, Lalit etc. Neural network approach to robust shape classification. Pattern Recognition, v23, n6, 1990, p563~568.
- [10] 戈新良. 基于多种多传感器信息融合的移动机器人的环境辨识 [D]. 硕士论文, 2003, 1.