

文章编号: 1002-0446(2004)02-0119-04

用改进的 ART-2 网络建立移动机器人环境模型的研究*

王挺, 王越超

(中国科学院机器人学重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘要: 本文应用自适应共振理论中 ART-2 神经网络进行移动机器人环境障碍模式识别。ART-2 神经网络在处理单方向渐变的模式输入时具有模式漂移的特点, 机器人在静态环境中运动依赖这种特点, 但在动态环境中模式漂移的特点却会对机器人的安全造成威胁。为此, 设计了一种改进的 ART-2 神经网络, 使得移动机器人同时适应在静态和动态环境中安全运动。

关键词: ART-2; 模式漂移; 移动机器人; 环境模型

中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

Research on Creating Environment Model for Mobile Robot Using Improved ART-2 Neural Network

WANG Ting, WANG Yue-chao

(Robotics Lab., Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: In the application of ART-2 neural network, it is found that there is a characteristic of "pattern drifting" when processing the single-direction gradually changing patterns. On one hand, robot depends on the characteristic when moving in static environment, on the other hand, the characteristics may do harm to the safety of robot when moving in dynamic environment. To solve this problem, an improved ART-2 neural network is brought forward which make the robot suitable for moving in static environment as well as in dynamic environment safely.

Keywords: ART-2; pattern drifting; mobile robot; environment model

1 引言 (Introduction)

智能移动机器人是一类能够通过传感器感知环境和自身状态, 实现在有障碍物的环境中面向目标的自主运动, 从而完成一定作业功能的机器人系统。但移动机器人都面临着一个主要问题, 即环境的非结构性、不确定性及动态性, 这些不确定性的存在使得移动机器人无法建立全局的环境模型, 而只能通过传感器实时地建立局部的环境模型, 因此局部环境模型建立的实时性、可靠性成为影响移动机器人是否可以安全、连续、平稳运动的关键。对移动机器人环境模型的建模相当于对环境障碍类型的分类, 各个方向的障碍物信息都是一定范围内的模拟量, 一组模拟量构成的模式矢量代表了一类环境障碍类型。对障碍物类型的分类就是要根据这些模拟量所

代表的障碍物类型求得其所代表的环境障碍类型。

ART-2 网络能在无导师情况下对任意模拟量分类; 能够通过“自学”来认识未学习过的新事物并解决不熟悉的新问题; 能对熟悉的事物做出准确迅速的辨识和反应; 能“集中注意力”某些特定的客体或目标, 是一种比较理想的选择。对于机器人环境类型感知, 已有学者对此进行研究和应用^[3]。但由于 ART-2 网络本身存在模式漂移的问题, 它只能适合处理渐变的模式信息, 对于处理大范围突变的数据的鲁棒性比较差, 因此使得机器人只适合于在静态环境下运动, 而对于动态突变环境缺乏正确理解能力, 造成的后果是给机器人的安全带来威胁。为此, 结合国家 863 课题“基于复合机构的非结构环境移动的机器人技术研究”, 本文设计了一种适应动态环

* 基金项目: 国家 863 计划资助项目 (863-512-2001 AA422340)。
收稿日期: 2003-03-18

境,可以保证机器人安全运动的 ART2 网络,并进行了仿真测试.

2 系统描述 (System description)

“基于复合机构的非结构环境移动的机器人技术研究”目标是研究一种能在具有障碍物、不平地面的非结构环境中自主行走、定位搜寻目标的基于复合机构的移动机器人功能样机.该机器人采用履带、轮、腿复合机构,采用超声和红外传感器相结合的形式探测附近障碍物距离信息,红外传感器是为了弥补超声传感器探测近距离目标存在死区这一不足而采用的,组合的传感器可以探测的距离为 20 cm500 cm.在长方形机器人前、左、右三个方向分别加装了两组超声和红外传感器,如图 1.

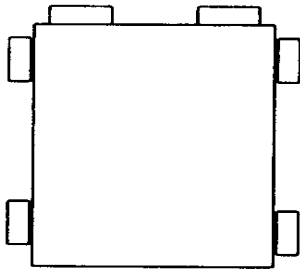


图 1 移动机器人传感器安装示意图

Fig.1 Sketch map of the sensors mounting for mobile robot

每个方向上两组传感器探测结果的最小值作为该方向上的障碍物距离信息,采样系统每次获得三组距离信息值,根据这三组信息值建立移动机器人当前的环境障碍模型,根据每组距离值的大小,可以建立 8 种环境障碍模型,如图 2 所示.神经网络的作用就是从 3 组距离信息输入得到 8 种环境障碍类型.

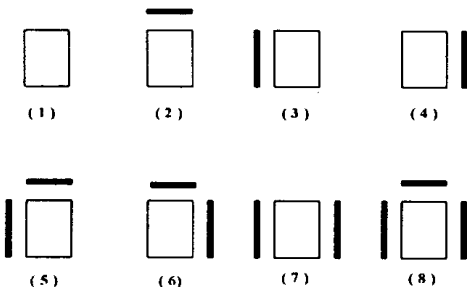


图 2 移动机器人环境障碍类型

Fig.2 Types of environment obstacles for mobile robot

3 ART2 神经网络的基本结构 (Basic architecture of ART2 neural network)

首先简要介绍一下 ART2 神经网络的工作原

理.这种网络设计的基本思想是采用竞争学习和自稳学习机制.其输入可以是任意模拟向量,结构如图 3 所示.

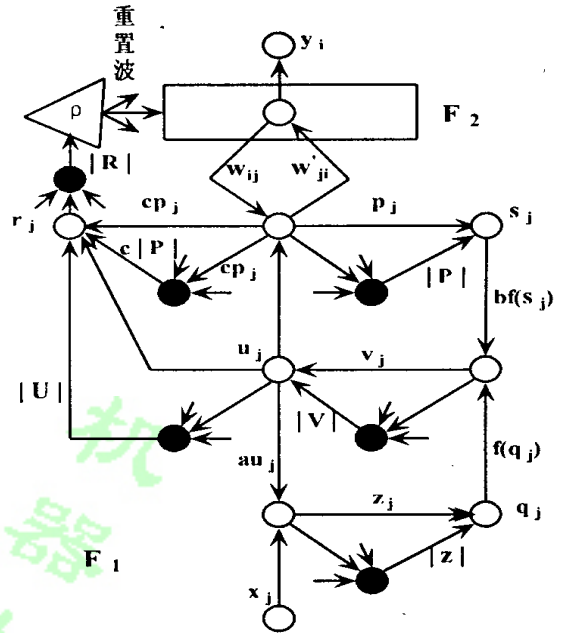


图 3 传统的 ART2 神经网络结构图

Fig.3 Architecture of traditional ART2 neural network

图中画出了第 j 个处理单元的结构.系统可以分为注意子系统和调整子系统两部分.其中,注意子系统完成由底向上矢量的竞争选择及矢量间相似程度的比较,调整子系统检查相似度能否达到满意的标准,并做出相应的动作,成功或者重置.系统结构分为 F_1 场和 F_2 场. F_1 场称为特征表示场,在特征表示场中完成对输入的去噪处理、归一化处理,以及将处理结果与某一类模式中心进行线性组合的工作.图中的 $f(\cdot)$ 是种非线性运算,是为了抑制噪声而突出有用的信号, a 、 b 、 c 、 d 、 e 是神经网络的网络参数.

F_1 场的运算过程具体描述如下:

$$z_j = x_j + au_j$$

$$q_j = \frac{z_j}{e + |Z|}$$

$$v_j = f(q_j) + bf(s_j)$$

$$u_j = \frac{v_j}{e + |V|}$$

$$p_j = u_j + \sum_{j=0}^{M-1} g(y_j) w_{ij}$$

其中 $g(y_j) = \begin{cases} d & j=I \\ 0 & \text{else} \end{cases}$, I 为选定的类别号, M 是允许的最大类别数.

F2 场称为类别表示场,它根据 F1 场的输出和 F1 与 F2 场间的权重系数找出最为相似的模式, F2 场的输入矢量为:

$$T_k (k = 0, 1, 2, \dots, M-1)$$

$$T_k = \sum p_j w_{kj}$$

按照竞争学习的机制,如果 F2 场中的第 I 个节点被激活,则有输出:

$$y_i = \begin{cases} 1 & i = I \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

F1 场和 F2 场间的权重系数的学习公式如下:

由底向上

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = d(1-d) \left(\frac{u_j}{1-d} - w_{ij} \right)$$

由顶向下

$$\frac{dw'_{ji}}{dt} = d(1-d) \left(\frac{u_j}{1-d} - w'_{ji} \right)$$

F1 场输出的特征矢量经过权值系数运算后输入到 F2 场竞争选择,得到胜出的节点后再送到调整子系统检测新模式与记忆模式的相似度,计算公式为:

$$R = (r_1 r_2 \dots r_m)$$

$$|R| = \left[\sum_j (r_j)^2 \right]^{1/2}$$

$$r_j = \frac{u_j + cp_j}{e + |cp| + |U|}$$

当 $R + e \geq k$ (其中 k 为给定阈值, $0 < k < 1$), 系统将产生谐振,进入权系数学习阶段,否则对 F2 进行重置.

4 适应移动机器人避障要求的 ART-2 神经网络 (ART-2 neural network adapting to the requirement of mobile robot obstacle avoidance)

标准的 ART-2 神经网络具有快速学习的功能,然而在学习的过程中网络权值将随着新的模式的输入而逐渐改变,使得同一模式类中,后面学习的模式与前面记忆的模式产生较大的差别,以至于网络此时无法将比较久远的记忆模式正确归类,尤其是在输入模式呈大规模单方向渐变分布的情况下,这就是所谓的模式漂移现象.对于移动机器人的环境类型识别的应用来讲,机器人总是逐渐地接近并逐渐地远离障碍物.在此过程中,机器人的传感器所接收到的障碍物距离信息总是逐渐变化的,也就是说新的模式总是和已有的模式是很接近的,因此模式漂移的存在并不影响机器人对环境障碍的理解,反倒

有利于这种学习的进行,因为这种漂移的存在也相应地增加了每类模式的覆盖范围.在实验的过程中运用传统的 ART-2 网络,针对静态单方向渐变的模式输入,取得了较好的分类效果,

但这种情况只适用于静态的环境,机器人在运动过程中不可避免地遇到动态障碍,一旦这种情况出现,新的输入模式与当前的记忆模式将有比较大的区别,利用当前的权重系数可能做不到正确分类,而此时如果模式对应的是一种比较危险的情况,机器人的安全就将受到威胁.针对这样的问题,本文对 ART-2 神经网络进行相应的改进,保证了移动机器人的安全运动.

对于 ART-2 网络存在的模式漂移的问题,已有很多学者作过相应的研究^[7,8],提出的解决办法都是对若干个过去的记忆模式求取平均值,作为当前的记忆模式.但这样做的后果是缩小了网络的学习范围,将某类模式抑制在一个稳定的模式附近,大大降低了神经网络的学习能力、速度和效果.针对以上情况,本文提出了如图 4 所示的改进方法.

改进的神经网络的基本思想是,在特征表示场和类别表示场中间的每一组原始权值连接边上,都加上一组备用的连接权(备用层).这组连接的权值代表每组分类过程中曾经学习过的对于机器人本体运动最为危险的一类模式,在网络学习过程中根据当前模式的危险程度决定是否对备用层重置.当有网络接收到一组输入,首先与某类模式原始的连接权值比较,如果当前的模式不被接受,再与其相应的备用模式比较,检查是否相似,如果都不相似,说明当前模式不属于该类别,对类别表示场进行重置.

备用层的权矢量的学习公式为:

由底向上

$$\frac{dwd_{ij}}{dt} = d(1-d) \left(\frac{u_j}{1-d} - wd_{ij} \right) \rightarrow$$

$$\rightarrow \min \left[\frac{dwd_{ij}}{dt} + d(1-d) \left(\frac{u_j}{1-d} - wd_{ij} \right) \right] < \min [wd_{ij}] = 0 \quad \text{else}$$

由顶向下

$$\frac{dwd'_{ji}}{dt} = d(1-d) \left(\frac{u_j}{1-d} - wd'_{ji} \right) \rightarrow$$

$$\rightarrow \min \left[\frac{dwd'_{ji}}{dt} + d(1-d) \left(\frac{u_j}{1-d} - wd'_{ji} \right) \right] < \min [wd'_{ji}] = 0 \quad \text{else}$$

其中 $\min []$ 表示取一个矢量中的最小值.

这种学习方式的依据是新的模式比较原有的备

用层中的模式对机器人本体的危险程度,如果新输入较旧的模式更加危险,那么依据新的模式对于备用层进行调整,否则保留原有的模式不变.

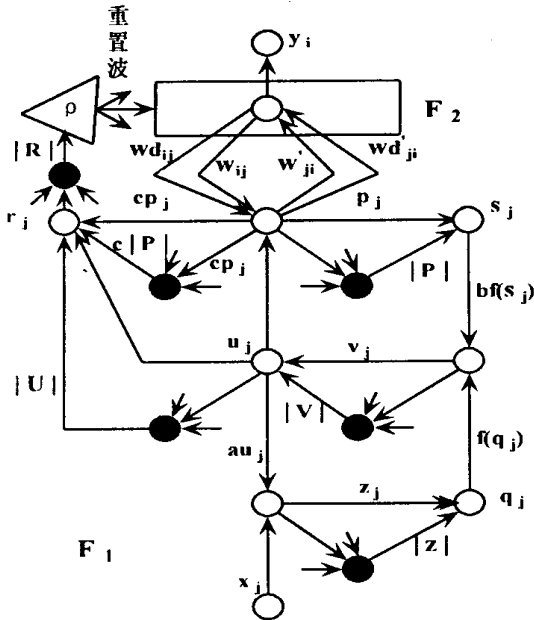


图4 改进的 ART2 神经网络结构图

Fig.4 Architecture of improved ART2 neural network

5 算法 (Algorithm)

(1) 设定网络参数 a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 θ , 初始化原始网络权重系数 w_{ij} 、 w_{ji} 以及备用层权重系数 wd_{ij} 、 wd_{ji} .

(2) 向 $F1$ 层输入一个新的矢量 X .

(3) X 经特征表示场进行去噪, 归一化处理, 计算当前模式向量对应的特征矢量.

(4) 将 $F1$ 层计算得到的特征矢量送入类别表示场 $F2$ 进行竞争选择计算, 计算顺序是首先通过原始权重求得 $F2$ 层中一个胜出者, 相位调整子系统利用警戒参数 ρ 检测输入模式是否与当前的记忆模式足够相似, 如果满足相似度要求, 则跳到步骤 7.

(5) 如果原始层相似度不能满足要求, 将特征矢量与已胜出节点的对应的备用层权重矢量计算送入类别表示场 $F2$, 相位调整子系统利用警戒参数 ρ 检测输入模式是否与备用层中记忆模式足够相似, 如果相似度满足要求, 则跳到步骤 8.

(6) 如果备用层相似度不能满足要求, 则跳到步骤 9.

(7) 原始权重矢量进入谐振, 根据这组特征矢量记忆当前模式, 跳到步骤 11.

(8) 原始权重矢量进入谐振状态, 根据这组特征

矢量学习; 同时计算特征矢量是否比备用层记忆的权重矢量更具有危险性, 如果当前的特征矢量更危险, 则备用层权重矢量进入谐振, 否则不做操作, 跳到步骤 11.

(9) 发出重置信号, 抑制当前类, 跳到步骤 3, 如果全部可能类均不匹配, 则跳到步骤 10.

(10) 开辟新类跳到步骤 3.

(11) 结束.

6 仿真结果 (Simulation result)

在实验中, 我们所选取的网络参数为: $a=5$, $b=5$, $c=0.125$, $d=0.84$, $e=0$, $\theta=0.2$, 警戒参数 $p=0.9979$, 非线性函数

$$f(x) = \begin{cases} 0 & 0 \leq x < \theta \\ x & \theta \leq x \end{cases}$$

采用 C 语言编写运行程序.

为了验证改进网络的效果, 我们针对传统网络与改进网络做了对比实验, 每次选取 3 个整数数字作为神经网络的一组输入 (20400cm). 实验结果描述如下:

实验一

实验中使用传统 ART2 网络, 我们针对移动机器人的环境障碍类型选取了 105 组单方向渐变的数据信息, 在每种环境类型中, 渐变的环境模式信息都得到了正确的分类, 分类正确率为 100%.

实验二

实验中使用传统 ART2 网络, 在原有的 105 数据中随机插入了 7 组突变的环境障碍模式. 实验结果表明, 112 组数据中, 正确分类的有 59 组, 分类错误的有 38 组, 无法分类的有 11 组, 分类正确率为 52.67%.

实验三

实验中使用改进的 ART2 网络, 仍然是使用实验二中的数据. 实验结果表明, 112 组数据中正确分类的有 109 组, 有 3 组数据无法分类, 没有错误分类, 分类正确率为 97.32%.

实验结果显示, 传统的 ART2 神经网络对于渐变的模式矢量具有很好的分类效果, 但是对于突变的模式处理效果较差. 而使用改进的 ART2 网络处理动态环境下的突变数据, 大部分都能够做到正确分类, 所不能分类的 3 组数据经分析知, 是由于突变数据的各个分量绝对值比较大、脱离了记忆模式造成的, 而不会对机器人运动产生威胁.