

54-56, 79

自适应谐振理论综述*)

Review of Adaptive Resonance Theory

周志华 陈兆乾 陈世福 TP18

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)

Abstract The Adaptive Resonance Theory suggests a solution to the stability-plasticity dilemma facing designers of learning systems. This article summarily introduces architectures based Adaptive Resonance Theory which are neural networks that self-organize stable pattern recognition codes in real-time in response to arbitrary sequences of input patterns.

Keywords Neural network, Competitive learning, Adaptive resonance theory

1. 引言

神经网络的竞争学习模型在 70 年代早期由 Malsburg^[1]和 Grossberg^[2]提出,此后得到了很大的发展。这种学习是指网络中的某一组神经元相互竞争对外界刺激模式响应的权力,竞争获胜的神经元的连接权发生某种变化,使得它在下一次对该刺激模式进行竞争时更为有利。

一般来说,由竞争学习模型学习得到的分类很难保持稳定,即使连续地为网络提供有限个保持不变的模式序列,某一个特定的获胜分类仍然可能不断地发生变化。为了稳定学习过程,就必须将学习率设置得很小,但这又会使网络难以学习新的模式,即失去了可塑性。这就是“稳定性-可塑性”二难问题。

1976 年, Grossberg 提出了自适应谐振理论 (Adaptive Resonance Theory, 简称 ART),较好地解决了这一难题。此后, Carpenter 等人对 ART 进行了深入研究,使其发展成为一个重要的神经网络模型族。

ART 模型与生物神经系统比较接近,其记忆容量可以随学习模式的增加而增加,记忆模式也与生物的记忆形式类似。与常见的其它一些神经网络相比较,ART 具有这样的优点:1)可以进行实时在线学习;2)可以在动态环境下学习;3)对已学习过的模式可以快速得到结果;4)可以调整学习分类的粒度;5)系统存储能力的增加不影响系统的其它属性,但对很多其它的神经网络而言,当系统存储能力增加时,由于整个系统的复杂度增加,很多关键属性将发生恶化。

2. 自适应谐振理论

我们以 ART1 模型^[3]为例介绍自适应谐振理论的工作方式。

2.1 基本描述

Carpenter 等人已经证明,对于任意序列的二值输入模式,ART1 都能稳定地进行学习,直到耗尽其存储能力为止^[3]。该模型通过改变从属性表示层(即输入层)到类别表示层(即输出层)的连接权来学习新的输入模式;而通过从后者到前者的连接权传输的信号则体现了系统的学习期望,它对学习过程的自稳定起到了重要作用。

ART1 的一个关键特性就在于自顶向下的学习期望对自底向上的信息施加注意力(Attention)控制,这样就防止了新学习的信息覆盖掉已学到的信息,并且使得新信息可以不冲突地加入到已有知识中。

自底向上的信息和自顶向下的学习期望在输入层发生共振,直到出现下面三种情况之一时共振停止,这时才进行真正的学习:

- 1) 选定了输出层结点,该结点产生的学习期望与输入信息之间的匹配度符合要求;
- 2) 在输出层选择了一个还没有使用过的结点;
- 3) 耗尽了系统的存储能力,无法学习新模式。

2.2 拓扑结构

典型的 ART1 拓扑结构如图 1 所示。图 1 中的 F_1 和 F_2 分别表示上节所述的属性表示层和类别表示层,它们保存了 STM (Short-Term Memory, 即短期记忆) 中的激活模式; F_1 与 F_2 之间的自底向上和

*) 本文研究工作得到国家自然科学基金资助。

自顶向下的路径中则保存了自适应长期记忆 (Long-Term Memory, LTM) 的内容。

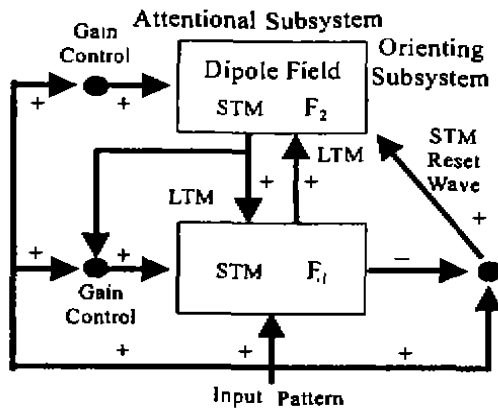


图1 典型的 ART1 拓扑结构

增益控制 (Gain Control) 的调整使得 F_1 可以区分开自底向上和自顶向下的信号, 并且可以通过 2/3 规则对它们进行匹配。当存在输入模式时, 增益控制信号还使 F_2 可以超过阈值地 (Supraliminally) 响应来自 F_1 的输入模式。当自底向上和自顶向下的模式在 F_1 的失配程度足够大时, 定向子系统 (Orienting Subsystem) 就生成一个重置信号 (Reset Wave) 并将其传送给 F_2 , 这个信号将抑制当前 F_2 中的激活神经元。

2.3 增益控制和 2/3 规则

在 ART1 中, 当输入层结点接收到自底向上的输入模式时, 它就将超过阈值地激活, 即它可以向网络的其它部分输出信号; 而当输入层结点接收到自顶向下的学习期望时, 它将低于阈值地 (Subliminally) 激活, 即不能产生输出信号, 而只是将系统的“注意力”集中到某些准备进行匹配的模式上。为了区别自底向上和自顶向下的信息, ART1 中使用了第三种输入资源—注意力增益控制 (Attentional Gain Control), 这种资源对自底向上和自顶向下的信息有不同的反应。

当输入层结点只接收到自顶向下的信息时, 注意力增益控制资源被抑制, 因此这些结点只接收到一种资源, 它们将低于阈值地激活; 当输入层结点只接收到自底向上的信息时, 它们将同时接收到注意力增益控制资源, 这样, 这些结点接收到两种资源, 它们将超过阈值地激活; 当输入层结点既接收到自顶向下的信息又接收到自底向上的信息时, 注意力增益控制资源被抑制, 但这些结点仍然接收到两种资源, 它们将超过阈值地激活, 而那些只接收到自底向上信息的结点将由“超过阈值地激活”状态转变为

“低于阈值地激活”状态。这就是 ART1 所采用的“2/3 规则”。

2/3 规则用来控制自顶向下的学习期望与自底向上的输入模式间的匹配, 在 ART1 中, 该规则对管理谐振过程以及学习的自稳定起到了决定性的作用。

2.4 谐振过程

ART1 的谐振过程如图 2 所示。输入模式 I 在 F_1 中产生 STM 激活模式 X 并且激活 A , 模式 X 产生自底向上的信号模式 S 并抑制 A , S 通过 LTM 生成 F_2 的输入模式 T , T 激活 F_2 中的 STM 模式 Y (如图 2(a) 所示); 模式 Y 产生自顶向下的信号模式 U , U 通过 LTM 生成期望模式 V , 如果 V 与 I 在 F_1 中不匹配, 那么就在 F_1 中生成一个新的 STM 激活模式 X^* , 由 X 转变为 X^* 时造成的 STM 激活值衰减将减弱 F_1 到 A 的抑制 (如图 2(b) 所示); A 向 F_2 产生一个激励信号, 这个信号将使 F_2 中的 STM 模式 Y 重置 (如图 2(c) 所示); Y 被抑制后, 它产生的自顶向下的期望将被消除, X 就可以在 F_1 中复原, X 再一次向 F_2 提供输入模式 T , 由于 Y 已被抑制, 因此 T 将在 F_2 中激活一个不同的 STM 模式 Y^* (如图 2(d) 所示), 如果 Y^* 产生的自顶向下期望在 F_1 中仍然与 I 不匹配, 则重复上述过程, 直到找到一个合适的 Y^* 。

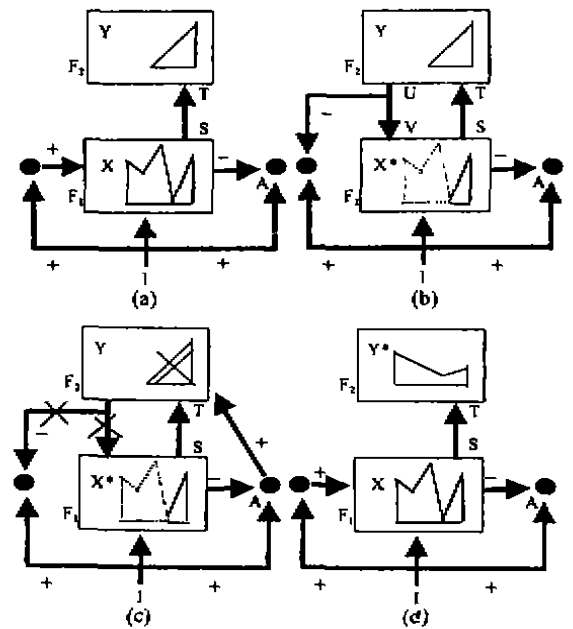


图2 ART1 的谐振过程

3. 其他 ART 模型

3.1 ART2 和 ART2-A

ART2^[5]是在 ART1 基础上的改进,对任意序列的连续或二值模式,它都可以快速而稳定地进行学习。在 ART2 中,属性表示层 F_1 包含了增益控制系统和几个不同的处理层次,自底向上输入模式和自顶向下信息由不同的层次接收,并在 F_1 的中间层进行匹配,这些层次之间的正反馈循环可以起到对比增强和噪音抑制的作用,其幅度由反馈信号函数的非线性程度决定。

ART2-A^[6]是对 ART2 的改进,其拓扑结构与 ART2 基本相同,但运行速度比后者快两到三个数量级,并且具有更好的容噪性。ART2-A 速度的提高在一定程度上是因为它使用少量的非线性操作,并且对其中的稳态变量(Steady-State Variables)有清晰的规范,从而用稳态公式替代了 ART2 中比较耗时的多层迭代操作。

ART2-A 的另一个优点是当使用中等学习速度时,不仅速度较快,而且可以获得慢速学习的一些好的特性,例如容噪性等。

3.2 ART3

ART3^[7]在 LTM 与 STM 之外,还使用了 MTM(中期记忆),其特性类似于化学传递介质(Chemical Transmitter),体现了化学传递介质产生和释放的特性。传递介质的作用可以改变突触后(Postsynaptic)神经元细胞膜的离子渗透度(Ionic Permeability),从而影响到突触后神经元的兴奋与抑制。

当一个突触前(Presynaptic)的信号 S_i 到达 LTM 值为 z_{ij} 的突触时, z_{ij} 就表示了在这个突触的传递介质总量。如果该突触的传递介质完全聚集起来,那么可用传递介质的数目 u_{ij} 就等于 z_{ij} 。信号 S_i 到达时,传递介质将被释放,如果 v_{ij} 代表释放出的传递介质数量,那么 v_{ij} 的一部分将传递到突触后神经元,而剩余部分则传递到无效空间。

ART3 的 MTM 的有一个假设,即传递介质释放率与突触后神经元的激活度成正比。初始传递的信号模式 $S \cdot u_{ij}$, 以及突触后神经元的激活值 x_j 与加权信号模式 $S \cdot z_{ij}$ 成正比,重置信号则可以选择性地抑制那些造成错误的通路。在此之后,新的信号 $S \cdot u_{ij}$ 就不再与 $S \cdot z_{ij}$ 成正比,而是与各通路传递介质的消耗量成反比,这样就可以驱动系统寻找更合适的匹配或新分类。同时,由于造成错误的通路的传递介质数量消耗大,于是原来用于匹配的 STM 模式中不显著属性所对应的通路就相对得到了增强,从而可以充分利用最初被忽略的属性。

3.3 ARTMAP

ARTMAP^[8]由两个 ART1 模块 ART₁ 和

ART₂ 组成,这两个模块通过一个类似于 ART1 的内部 ART 模块连接起来,对任意序列的输入模式都能进行稳定的实时监督学习。在训练中,ART₁ 接收训练模式 $(a^{(t)}, b^{(t)})$ 中的输入模式 $a^{(t)}$,而 ART₂ 接收训练模式中的期望输出模式 $b^{(t)}$ 。在进行判别时,由 ART₁ 接收输入模式,从 ART₂ 得到学习结果。

内部 ART 模块包含了一个映射域(Map Field),由它来控制 ART₁ 分类与 ART₂ 分类之间联想映射的学习。此外,映射域还控制 ART₁ 警戒参数的变化,当 ART₁ 分类与 ART₂ 分类在映射域失配时,映射域就将增大 ART₁ 的警戒参数,直到可以驱动系统去寻找更好的 ART₁ 分类,或者建立一个新的 ART₁ 分类为止。

3.4 Fuzzy ART 和 Fuzzy ARTMAP

Fuzzy ART^[9]利用模糊子集计算与自适应谐振理论中分类选择、谐振、学习之间的相似性,在 ART1 中引入了模糊集理论,例如用 MIN 算子(\wedge)取代了 ART1 使用的交算子(\cap),从而使得 Fuzzy ART 不仅能像 ART1 一样处理二值输入向量,还能稳定地学习连续输入向量的分类。

Fuzzy ARTMAP^[10]在 ARTMAP 的基础上,用两个 Fuzzy ART 模块替代了原来的 ART1 模块,可以对任意序列、可能表示模糊或非模糊属性的连续或二值输入向量进行增量式监督学习。

3.5 FTART

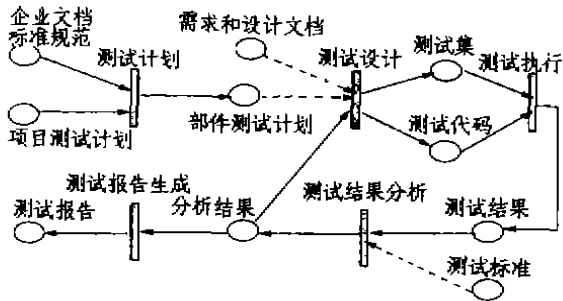
FTART(Field Theory-based ART)^[11-12]是我们提出的一个新型神经网络模型,它综合了自适应谐振理论和域理论的优点,归纳能力强,学习速度快、效率高,还具有实时增量学习能力。

FTART 模型由四层神经元组成,第二层神经元对输入模式进行分类,第三层神经元对输出模式进行分类,在第二、三层神经元之间建立联系以实现监督学习。该结构实际上是一个竞争型的三层网络分类器,可以形成对样本集的任意形状划分。使用这种结构,既具有神经网络分类器的优点,又可应用于广泛的问题领域中,有较强的适应性。

结束语 自适应谐振理论的工作方式接近于生物神经系统,有一定的生理学基础,目前已经出现了多种基于该理论的神经网络模型,具有重要影响。同时,由于不需要反复的迭代操作,ART 也比较适宜于硬件实现,目前已经出现了基于 ART1 模型的神经元芯片^[11]。因此,对自适应谐振理论进行深入分析,力争研制出更有应用前景的神经网络模型,将是一个很有价值的研究方向。

(下转第 79 页)

交开发组进行修改。在修改完成后,分析修改所产生的影响,决定是否需要回归测试,相应的策略和采用的覆盖标准,并修改测试用例,生成新的测试用例。如果没有发现故障,则需要分析当前达到的测试覆盖是否满足用户对软件可靠性的需求。



其中的建模元素说明如下:

- 位置
- 变迁,表示活动
- ▣ 变迁,包含外部可执行工具
- 只读流关系,表示在触发变迁时,源位置中的标码不移动
- 流关系

图2 测试实施模型

(S)测试报告生成,测试分析报告说明对测试结

果的分析,经过测试证实了软件具有的能力和欠缺限制,并给出结论性的评价意见,它既是对软件质量的评价(如测试有效性评价、测试覆盖评价、错误评价),也是决定能否交付用户使用的依据。

参考文献

- 1 Bandinelli S, Fuggetta A. Computational Reflection in Software Process Modeling, the SLANG Approach. In: Proc. of the 15th International Conf. on Software Engineering, 1993
- 2 Kit E. Software Testing in the Real World. Addison-Wesley Publishing Company, 1995
- 3 McGregor J D, Korson T D. Integrated Object-Oriented Testing and Development Processes. Communication of ACM, 1994, 37(9): 59~77
- 4 Perry W. Effective Methods for Software Testing John-Wiley & Sons, 1995
- 5 Poston R M. T. Automated Software Testing Workshop Programming Environments. Tinton Falls Inc., NJ., 1990
- 6 Poston R M. Automated Testing from Object Models. Communication of ACM, 1994, 37(9): 49~57
- 7 Seigel S. Object Oriented Software Testing John-Wiley & Sons, Inc., 1996

(上接第56页)

参考文献

- 1 Malsburg C. Self-Organization of Orientation Sensitive Cells in the Striate Cortex. Kybernetik, 1973, 14: 85~100
- 2 Grossberg S. Adaptive Pattern Classification and Universal Recoding, I: Parallel Development and Coding of Neural Feature Detectors. Biological Cybernetics, 1976, 23: 121~134
- 3 Carpenter G A, Grossberg S. A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 37: 54~115
- 4 Carpenter G A, Grossberg S. The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network. Computer, 1988, 21: 77~88
- 5 Carpenter G A, Grossberg S. ART2: Self-Organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input Patterns. Applied Optics, 1987, 26(23): 4919~4930
- 6 Carpenter G A, et al. ART2-A: An Adaptive Resonance Algorithm for Rapid Category Learning and Recognition. In: Proc. of the Intl. Joint Conf. on Neural Networks (IJCNN-91), Seattle, USA, IEEE/INNS Inc., 1991(2): 151~156
- 7 Carpenter G A, Grossberg S. ART3: Self-Organization of Distributed Pattern Recognition Codes in Neural Network Hierarchies. In: Proc. of the Intl. Neural Network Conf (INNC-90), Paris, France, Kluwer Academic Publishers, 1990(2): 801~804
- 8 Carpenter G A, et al. ARTMAP: A Self-Organizing Neural Network Architecture for Fast Supervised Learning and Pattern Recognition. Same to [6], 1991(1): 863~868
- 9 Carpenter G A, et al. Fuzzy ART: An Adaptive Resonance Algorithm for Rapid, Stable Classification of Analog Patterns. Same to [6], 1991(2): 411~416
- 10 Carpenter G A, et al. Fuzzy ARTMAP: A Neural Network Architecture for Incremental Supervised Learning of Analog Multidimensional Maps. IEEE Trans. on Neural Networks, 1992, 3(5): 698~713
- 11 陈光乾,周戎等. 一种新的自适应谐振算法 FTART. 软件学报, 1996, 7(8): 458~465
- 12 陈兆乾,李红兵等. 对 FTART 算法的研究及改进. 软件学报, 1997, 8(4): 259~265
- 13 Serrano-Gotarredona T, Linares-Barranco B. An ART1 Microchip and Its Use in Multi-ART1 Systems. IEEE Trans. on Neural Networks, 1997, 8(5): 1184~1194