

影像理解系统中基于神经网络的黑板控制机制

刘 少 创

(中国科学院遥感应用研究所 北京 100101)

摘 要 本文介绍了笔者开发的面向航空遥感领域的计算机视觉系统 π 中采用的黑板控制策略,着重论述了为解决航空遥感影像理解问题而采用的基于神经网络的黑板模型的控制机制。

关键词 黑板模型,神经网络,黑板控制机制,航空遥感影像理解

1 引 言

由于近年来遥感技术的发展,获取的高分辨率遥感数据将越来越丰富,这就为从高分辨率遥感影像提取各种不同类型的信息奠定了基础。因此,对遥感影像理解问题的研究也就显得越来越重要。由遥感影像提取的信息包括两个方面,即:几何信息和语义(或物理)信息。几何信息的提取主要是通过影像匹配生成 DEM 的途径解决,这是一种已经取得了重要进展,并逐步走向实用化的技术。语义信息的提取实际上就是影像理解问题。航空遥感影像理解问题是计算机视觉界和摄影测量与遥感界共同关注的一个研究方向,许多学者对这一问题进行了广泛深入的研究^[1]。本文介绍了笔者开发的面向航空遥感影像理解领域的计算机视觉系统 π (即: PI—Photo Interpreter 的简称)¹⁾ 中的控制问题。 π 系统采用了黑板控制策略,而黑板的控制机制是由一个前馈型神经网络实现的。

2 影像理解系统中基于黑板模型的控制策略

控制策略就是影像理解系统如何使用知识对影像进行处理^[2]。在影像理解系统的开发过程中,可以根据问题的性质,采用不同的控制策略,如:自顶向下的控制策略、自底向上的控制策略、层次型控制策略、混合型控制策略及黑板模型等。

黑板模型是为了解决语音理解这一复杂问题而

提出的。语音理解(也包括影像理解)这类复杂问题具有以下特点,即:具有很大的搜索空间、输入数据不完整或/和有错误、问题求解的知识不精确或/和不完整。问题的这些性质要求问题求解的模型应具有以下的特性,即:渐进的问题求解方式、能够应用多种不同类型的知识处理问题、可以根据所处理问题的特征,调整问题求解策略。黑板模型被广泛用于处理各种类型的复杂问题的原因就是其具有上述特性。

2.1 黑板模型的基本结构

标准的黑板系统是由 3 个基本部分构成,即:(1)黑板;(2)一组知识源;(3)控制机制。黑板是一个由所有知识源共享的全局数据库。在这个数据库中,包含问题求解过程所需要的数据和求解过程中产生的假设。知识源是由系统在问题求解时所需要的各种知识组成,每个知识源都可以根据黑板的状态,在适当的时候,产生新的假设或修改黑板中已经存在的假设。黑板系统中的各个知识源应该相互独立,各个知识源之间的信息交流只有通过黑板才能实现,即:通过在黑板上产生新的假设或修改已存在的假设来实现。黑板系统的控制机制的作用就是根据黑板中数据与产生的假设的情况,选择下一步进行处理的知识源。

黑板模型已经在影像理解方面得到了广泛应用^[3-7],这是因为黑板模型具有许多对影像理解系统的开发非常重要特性,其中包括:黑板模型能够将解决问题所需要的多种不同类型的知识源(也包括人)集成到一个统一的框架下;利用黑板模型控制影像

1) 刘少创. 协同论航空遥感影像理解. 武汉测绘科技大学博士论文, 1996.

收稿日期: 1997-09-02; 收到修改稿日期: 1997-10-28

理解过程,与人类对影像的理解过程类似;知识源之间的相互作用只有通过黑板才能进行,这样就可以使影像理解系统在开发过程中,能够保持统一性;黑板模型能够将影像理解过程中自上而下与自底向上等控制策略有机地结合起来,这一性质对需要将多种知识表示方式和多种控制策略结合起来的航空遥感影像理解系统非常重要;黑板系统中模块化的知识源使系统可以采用并行处理的方式处理影像理解问题;黑板模型为影像理解系统提供了一个非常便利的开发环境,知识源的更换、删除及增加等都可以在不改变系统整体结构的条件下进行,从而避免影像理解系统在开发过程中经常发生重大的结构变动。

由于具有上述特点,在 π 系统中采用了黑板模型。系统的黑板是一个全局数据库,围绕着黑板,是一组具有不同处理功能的知识源,这些知识源包括能够完成各种处理工作的常规程序、基于规则的专家系统等。各个知识源可以通过黑板进行信息的交流。黑板系统的控制机制根据黑板上当前数据与假设的状态,选择应该激活的知识源,进行相应的处理。 π 系统黑板的控制机制是由一个多层前馈神经网络实现的。与其它类型的黑板系统的显著区别是: π 系统将对系统进行操作的人也做一个非常重要的知识源。

2.2 基于神经网络的黑板控制机制

黑板控制机制在黑板系统中起着非常重要的作用。基于黑板模型问题求解策略的灵活性,是依靠系统控制机制的强大功能来保证的。黑板系统的控制机制是研制基于黑板的系统的核心问题之一。

在具有知识源相互独立和自激发性质的黑板系统中,当某个知识源认为自己有必要进行相应的处理时就可以被激活。表面看来,黑板系统中的控制机制似乎是不必要的。但是,在没有任何控制机制的黑板系统中,会出现以下两个严重问题^[8]:(1)因为目前大多数的计算机都只有一个处理器,各个知识源的处理任务必须以串行的方式进行。这就意味着:每个知识源并不能实现激活的条件满足时,就可以立即执行的要求。这同时也意味着:知识源激活条件的检验过程也会与知识源所进行的处理为争夺处理器的资源进行竞争。(2)无控制机制的黑板系统会出现组合爆炸现象。在系统试图运行所有的知识源时,问题将变得无法控制。当系统进行不必要的处理时,这些不必要的处理会进一步激活其它不

必要的处理,与必要的处理争夺计算机有限的计算资源,这样就分散了系统的能力,因而会极大地降低黑板系统问题求解的效率。

利用神经网络进行系统的控制,是神经网络研究中的一个重要问题^[9]。为了适应解决航空遥感影像理解这一复杂问题的需要,本文采用了前馈型神经网络对黑板系统的处理过程进行控制。这项工作与 Ho 和 Hsu 提出的方法相近^[10],Ho 与 Hsu 为解决基于符号的控制机制的结构复杂,处理效率低的问题,提出了利用神经网络对黑板系统进行控制;Satori、Passino 及 Antsaklis 也进行了这方面的研究工作^[11],他们将多层前馈型神经网络被用于代替 Rete 算法^[12]或其它类型的算法,解决基于规则的系统的模式匹配问题。神经网络作为黑板的控制机制具有以下特点:

- 神经网络能够根据人的处理方式,建立实际的输入/输出模型,而不是规则(或数学模型)的理想条件;
- 由于神经网络能够外推和内插,因此在控制条件无法精确满足的条件下,也能够维持对系统合理的控制;
- 由于神经采用并行处理(可由硬件实现),因此处理的效率高;
- 神经网络具有自适应能力,可以在实际处理过程中能够根据环境对其行为进行调节,以适应问题处理的需要。

将前馈型神经网络用于 π 系统黑板的控制时,在训练好的神经网络中,存储了黑板系统中的假设与知识源之间的关系。在系统对影像进行解译的过程中,各个知识源会生成一些结果,这些结果就可以作为假设“写”到黑板上,黑板系统的控制机制就会根据黑板上假设的情况,选用不同的处理方式(即:激活适当的知识源)进行处理。由于基于神经网络的黑板控制机制是采用并行处理方式(图 1),所以控制的效率高、速度快。

基于神经网络的控制机制由一个预处理模块和一个知识源激发模块组成。基于神经网络的黑板控制机制可以根据黑板中当前的假设和记录在黑板上并与这一假设相关的其它假设情况,选择应该激活的知识源。

预处理模块的作用是用来完成将由符号形式表示的假设向数字形式的假设编码转换的任务,并将假设编码输入到知识源激发模块。这个模块是假设的符号表示与数字表示之间的桥梁。知识源激发模

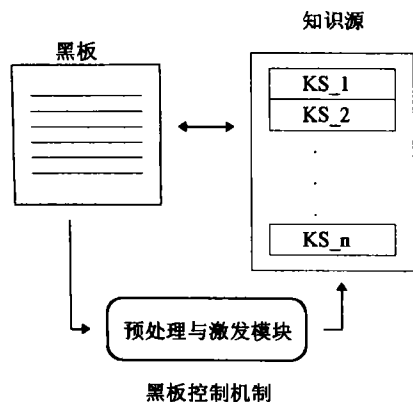


图1 采用基于前馈神经网络控制机制的黑板系统的结构

Fig.1 Structure of blackboard in aerial image understanding system π

块的功能是根据预处理模块对黑板中的假设编码的结果,确定应该激活的知识源。这个模块是通过一个前馈神经网络实现的。在进行实际的处理之前,首先要根据样本对这一网络进行训练,训练以后的网络中记忆了假设与应激活的模式之间的关系,而在实际应用过程中,这个模块即可根据黑板中的假设的情况选择不同的知识源并予以激活,这样就能完成相应的处理。

前馈型神经网络的基本概念

前馈型神经网络(以下简称 BP 网络)是 Rumelhart, Hinton 和 Williams 等人于 1986 年提出的^[13]。BP 网络的大体结构如下,即:网络由不同层次的节点集合组成,每一层节点的输出输送到下一层节点,这些输出值由于连接权值不同而被放大、衰减或抑制。除了输入层外,每一层节点的输入为前一层所有节点输出值的加权和。每一节点的激励输

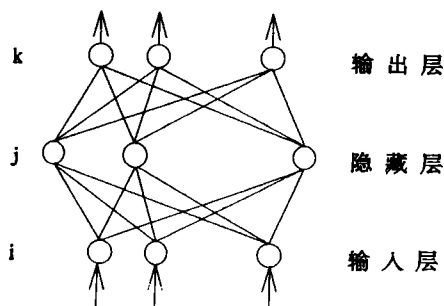


图2 BP网络的结构示意图

Fig.2 Structure of feedforward neural network

出值由节点输入、激励函数及每个神经元的阈值决定(图 2)。关于比 BP 网络更详细的论述可参考文献 [13, 14] 等。

用于黑板控制的神经网络训练样本的设计

为了使训练后的前馈神经网络能够反映黑板中的假设与激活的知识源之间的关系,网络的训练样本集中应该包含假设与应激活的知识源之间的所有情况,训练样本应包括输入与输出两部分:输入对应的是黑板中的假设的编码,输出则对应的是应激活的知识源的编码。

在进行样本的设计时,首先要确定可能出现证据的最大数目,这样就可以确定网络输入节点的个数。假设黑板中可能出现假设的最大个数为 n , 可用知识源的个数为 m , 则用于黑板控制的前馈神经网络的输入节点的个数应为 $2n$, 而输出节点的个数为 m 。在设计神经网络时,网络的输入层节点的个数为黑板中可能出现假设总数的两倍,这样设计的原因是知识源的激活不仅与黑板中当前假设的情况相关,还与在此之前黑板的状态相关,在输入层的 $2n$ 个节点中,有 n 个是为了记忆黑板过去的状态而设计的,这 n 个记忆过去状态的节点称为回归节点 (Recurrent Nodes), 而反映黑板上新出现假设的状况 n 个节点称为非回归节点 (Non-Recurrent Nodes)。输出层的 m 个节点与 m 个知识源一一对应¹⁾。

在 π 系统的设计过程中,系统中的基于神经网络的黑板控制机制的训练样本的设计采用的就是上述的方法。在系统的黑板中采用基于神经网络的控制机制的优点是: (1) 基于神经网络的黑板控制机制比基于符号的控制机制容易实现; (2) 基于神经网络的黑板控制机制采用的是并行处理方式,因而处理效率高。而这一方法的主要缺点就是神经网络的训练过程比较费时。但是由于航空遥感影像理解问题在实时处理方面的要求并不很高,所以,这一缺点对采用 BP 网络对 π 系统的黑板进行控制时,不会有太大影响。

2.3 π 系统的知识源

π 系统采用了与 Nagao 和 Matsuyama 的航空影像理解系统^[6]类似的结构,即:将对影像中不同目标识别的子系统作为 π 系统的知识源。

目前, π 系统的知识源包括以下 10 个, 即:

1) 刘少创. 协同论航空遥感影像理解. 武汉测绘科技大学博士学位论文, 1996.

神经网络的控制机制能够对 π 系统的黑板实施有效地控制,从而达到协调各个知识源(也包括系统的操作者)进行相应的处理,完成从航空遥感影像中提取信息的目的。

致谢:本文为作者在王之卓院士和林宗坚教授指导下完成的博士学位论文工作的一部分。

参 考 文 献

- 1 Guindon, B. Computer-Based Aerial Image Understanding: A Review and Assessment of Its Application to Planimetric Information Extraction from Very High Resolution Satellite Image. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1997, 23(1): 38—47.
- 2 Rao, A. R., Jain, R. Knowledge Representation and Control in Computer Vision. *IEEE Expert*, 1988, 64—79.
- 3 Matsuyama, T. Knowledge-Based Aerial Image Understanding Systems and Expert Systems for Image Processing. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1987, 25(3):305—316.
- 4 Levine, M. D., Shaheen, S. I. A Modular Computer Vision System for Picture Segmentation and Interpretation. *IEEE Trans. on PAMI*, 1981, 3(9):540—556.
- 5 Srihari, S., Wang, D.-H., Palumbo, P., Hull, J. Recognizing Address Blackboard on Mail Pieces. *The AI Magazine*, 1987, 8:25—40.
- 6 Nagao, M., Matsuyama, T. A Structural Analysis of Complex Aerial Photographs. Plenum Press, New York, 1980.
- 7 Ballard, D. H., Brown, C. M. Computer Vision. Englewood Cliffs, NJ:Prentice-Hall, 1982.
- 8 Carver, N., Lesser, V. Evolution of Blackboard Control Architectures. *Expert System with Application*, 1994, 7:1—30.
- 9 Holden, A. D. C., Suddarth, S. C. Combined Neural-Net/Knowledge-Based Adaptive Systems for Large Scale Dynamic Control. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1991, 5(4):503—522.
- 10 Ho, C. S., Hsu C. C. Neural-Network-Based Blackboard Demon Subsystems. *Journal of Applied Intelligence*, 1993, 3: 143—158.
- 11 Sartori, M. A., Passino, K. M., Antsaklis, P. J. Multilayer Perceptron Solution to the Match Phase Problem in Rule-based Artificial Intelligence Systems. *IEEE Trans. on Knowledge Data Eng.*, 1992, 4(2):290—297.
- 12 Forgy, C. Rete: A Fast Algorithm for the Many Pattern/Many Objects Pattern Match Problem. *Artificial Intelligence*, 1982, 19:17—37.
- 13 Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., Williams, R. J. Learning Internal Representations by Error Propagation. In D. E. Rumelhart and J. L. McClelland(Eds), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, MIT Press, Cambridge, MA., 1986, 1:318—362.
- 14 Pao, Y. H. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989.
- 15 刘少创,林宗坚. 基于可变模板的航空影像中建筑物提取. 武汉测绘科技大学学报, 1997, 22(1):21—28.
- 16 刘少创,林宗坚. 航空遥感影像中道路的半自动提取, 武汉测绘科技大学学报, 1996, 21(1):258—264.
- 17 刘少创,林宗坚. 彩色航空影像分割的 OCTOPUS 方法. 中国图象图形学报, 1997, 2(11):790—794.
- 18 刘少创,林宗坚. 基于动态规划的航空影像中的目标提取. 中国图象图形学报 1996, 1(1):31—36.

作 者 简 介

刘少创,男,1963年11月出生。分别于1985年、1991年和1997年,由武汉测绘科技大学大地测量系和摄影测量与遥感系,获工学学士、工学硕士和工学博士学位,现在中国科学院遥感应用研究所进行博士后研究工作。研究方向主要包括:航空遥感影像理解、极地遥感和遥感信息获取集成技术等。发表论文10余篇。

Using Neural Network for Blackboard Control in Aerial Image Understanding System

Liu Shaochuang

(Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, 100101)

Abstract This paper addresses the problem of neural-network-based control mechanism of Blackboard of image understanding system. Blackboard architecture has been used as a model for intelligent information fusion in π . A feedforward neural network model was proposed as the blackboard control mechanism of π . The blackboard architecture was developed to deal with the difficult characteristics of the speech understanding problem: a vary large search space; erroneous or incomplete input data; and imprecise and/or incomplete problem-solving knowledge and it has proven to be popular for AI problems. The image understanding system requires a problem-solving model that supports the incremental development of solutions, can apply diverse types of knowledge, and can adapt its strategy to the particular problem situation. The neural-network-based control mechanism of the blackboard can offer efficient control for information extraction by image understanding system π .

Key words Blackboard, Neural-network-based control mechanism, Aerial image understanding