

文章编号: 1672-8785(2011)04-0018-05

基于 OO-TDPN 的红外焦平面阵列 非均匀性校正系统建模研究

杨淳清 李 兵 马 豹

(西华大学数学与计算机学院, 四川成都 610039)

摘 要: 实现红外焦平面阵列非均匀性自适应校正是高级红外探测系统追求的重要目标。随着校正系统算法的复杂度和规模的增加, 设计难度也大大增加。采用“描述-综合”的 OO-TDPN 的系统级建模方法, 对基于 BP 神经网络的红外焦平面阵列非均匀性校正系统自顶向下进行了有层次的建模。首先对抽象出的系统对象类进行描述; 然后基于对象类的聚合建立系统的层次模型; 最后采用 Verilog 语言来描述此模型, 并在模拟环境中进行仿真。仿真结果证明了该模型的正确性和方法的可行性。

关键词: 红外焦平面阵列非均匀性; BP 神经网络; 建模; OO-TDPN; Verilog

中图分类号: TN215 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2011.04.005

Research on IRFPA Nonuniformity Correction System Modeling Based on OO-TDPN

YANG Chun-qing, LI Bing, MA Bao

(School of Mathematics and Computer Engineering, Xi Hua University, Chengdu 610039, China)

Abstract: To realize the adaptive nonuniformity correction of infrared focal plane arrays (IRFPA) is very important for an advanced infrared detection system. With the increase of the complexity and scale, the correction system algorithms are more difficult to be designed. A system-level modeling method based on OO-TDPN is used to model an IRFPA nonuniformity correction system based on the BP neural network from top to bottom hierarchically. In the modeling method, the abstracted system object class is specified; then, a hierarchical model based on polymerization of object class is established for the system; finally, the Verilog language is used to specify the model and simulation is carried out in the simulation environment. The simulation result shows that the model is correct and the method is feasible.

Key words: IRFPA nonuniformity; BP neural network; modeling; OO-TDPN; Verilog

1 引言

由红外焦平面阵列 (IRFPA) 构成的各种红外热成像系统已经广泛应用于军事和民用领域。但由于受制作材料、生产工艺和使用环境等因素的影响, 红外焦平面阵列会产生非均匀性, 这使成像系统的性能受到了很大限制, 所以必须对焦平面阵列的非均匀性进行校正。由于

自适应校正算法的优越性^[1,2], 大量的研究工作都集中于此。因此, 实现红外焦平面阵列非均匀性自适应校正是高级红外探测系统追求的重要目标。

2 OO-TDPN 模型介绍

1991 年, D.A.Scribner 等人提出将 BP 人工

收稿日期: 2011-01-05

作者简介: 杨淳清 (1984-), 女, 四川人, 硕士研究生, 研究方向为嵌入式系统。E-mail: y4c1q017@126.com

神经网络算法应用于非均匀性校正^[8]。BP 神经网络自适应校正算法的运算复杂性相对较低, 它通过学习迭代过程连续修正校正参数, 对探测元响应的非线性和不稳定性有较好的适应性, 其实现模型如图 1 所示。

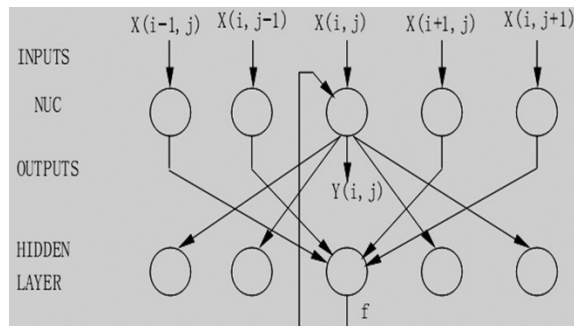


图 1 BP 神经网络校正算法的原理图

可以看出, 网络由输入层、NUC 层、隐含层和输出层四层组成, 这是 BP 人工神经网络算法应用于非均匀性校正的具体实现形式。

BP 人工神经网络算法的建模方法有很多, 但面向对象计时双流 Petri 网 (OO-TDPN)^[3] 较为适合。因为它在传统 Petri 网的基础上, 首先扩展了 Petri 网的数据处理能力, 使模型既能描述控制流, 又能描述数据流; 然后引入了时间元素, 使模型对时间约束系统具备了建模能力, 满足了实时系统的要求; 接着引入了面向对象方法, 建立了层次化结构, 提高了模型对大规模复杂系统的建模能力; 最后通过扩展端口和引入开发网概念, 增加了模型的交互能力, 最终形成了一种能够适应大部分嵌入式系统设计的 Petri 网模型。

3 基于 BP 网络的红外焦平面阵列非均匀性校正系统的 OO-TDPN 模型

随着校正算法的复杂度和规模的增加, 相应的设计难度也大大增加, 基于“捕获-模拟”的传统设计方法已经不能满足要求。“描述-综合”是在系统级方法学上对系统功能进行更高层次的抽象, 它重点描述系统的行为功能, 而不过分关注实现细节。OO-TDPN 模型就是采用“描述-综合”的嵌入式系统高层级 (系统级) 建模

方法, 具有很高的研究价值和实用意义。

3.1 对象描述与建模

首先抽象出系统包含的对象类。通过系统功能分析可知^[8], 该系统明显由两点定标线性校正单元、线性平滑单元和系数修正单元三类对象构成。类的描述采用类似 UML 的形式。

3.1.1 TSLC 类

两点定标线性校正单元定义为 TSLC 类, 如表 1 所示。

表 1 TSLC 类描述

Class name :	TSLC
Property :	
Place :	X_{ij} , $S1$, $P5$, $P3$, G , Q
Inport :	X_{ij} , G , Q
Outport :	$S1$, $P5$
Method :	
f1 :	$[S1]=G \cdot X_{ij} + Q$
f2 :	$[p5]=1$

X_{ij} : 数据库所, 存放当前待处理像素, 输入端口;

$P3$: 控制库所, 初始值置 1, 输入端口;

G : 数据库所, 根据需要设初始值, 输入端口;

Q : 数据库所, 根据需要设初始值, 输入端口;

$S1$: 数据库所, 输出校正后的像素, 输出端口;

$P5$: 控制库所, 控制加法器单元, 输出端口。

TSLC 类的方法由函数 f1 和 f2 表示, 完成乘法器与加法器的操作, 结果产生 S1 的校正中间结果和 P5 控制信号。接下来建立 TSLC 类的 OO-TDPN 模型, 如图 2 所示。

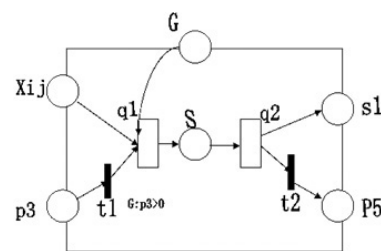


图 2 TSLC 类的模型

在此模型中, 数据变迁 q_1 实现乘法操作, 即 $G \cdot X_{ij}$; 变迁 t_1 的判断函数 G_1 约束条件为 $[P_3 > 0]$, 用于判断是否有新的增益系统 G 和偏置系统 Q ; 变迁 q_2 实现加法操作, 即 $S+Q$; P_3 和 P_5 的容量为 1, 以保证所控制的单元只激发一次。

3.1.2 LS 类

线性平滑单元定义为 LS 类, 如表 2 所示。

表 2 LS 类描述

Class name :	LS
Property :	
Place :	$X(i,j-1)$, $X(i,j+1)$, $X(i-1,j)$, $X(i+1,j)$, S_2
Import :	$X(i,j-1)$, $X(i,j+1)$, $X(i-1,j)$, $X(i+1,j)$
Output :	S_2
Method :	
f :	$[s_2] = 1/4 * (X(i,j-1) + X(i,j+1) + X(i-1,j) + X(i+1,j))$

$X(i,j-1)$: 数据库所, 存放点 $(i,j-1)$ 的像素, 输入端口;

$X(i,j+1)$: 数据库所, 存放点 $(i,j+1)$ 的像素, 输入端口;

$X(i-1,j)$: 数据库所, 存放点 $(i-1,j)$ 的像素, 输入端口;

$X(i+1,j)$: 数据库所, 存放点 $(i+1,j)$ 的像素, 输入端口;

S_2 : 数据库所, 输出线性平滑的结果, 输出端口。

LS 类的方法由函数 f 表示, 完成线性平滑操作, 结果产生 S_2 的线性平滑数据。建立 LS 类的 OO-TDPN 模型, 如图 3 所示。

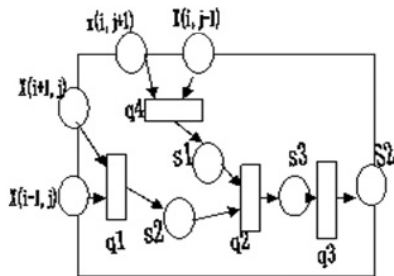


图 3 LS 类的模型

在此模型中, 数据变迁 q_1 、 q_2 和 q_4 均将输入的数据相加后输出, 即 $q_1 = X(i+1,j) + X(i-1,j)$, $q_2 = X(i,j-1) + X(i,j+1)$, $q_4 = S_1 + S_2$ 。数据变迁 q_3 则将 S_3 平均化, 即 $1/4 \cdot S_3$ 。

3.1.3 QC 类

系数修正单元定义为 QC 类, 如表 3 所示。

表 3 QC 类描述

Class name :	QC
Property :	
Place :	S_1 , p_5 , s_2 , P_3 , Y_{ij} , X_{ij} , Q , G
Import :	S_1 , p_5 , s_2 , Q , Y_{ij} , Q , G
Output :	Q , G , Y_{ij} , P_3
Method :	
F1 :	$[Q] = Q - 2 \cdot (S_1 - S_2)$
F2 :	$[G] = G - 2 \cdot X_{ij} \cdot (S_1 - S_2)$

S_1 : 数据库所, 存放两点定标线性校正的结果, 输入端口;

p_5 : 控制库所, 初始值为零, 控制 q_1 的执行, 由两点定标线性校正, 输入端口;

s_2 : 数据库所, 存放线性平滑的结果, 输入端口;

p_3 : 控制库所, 由数据变迁 q_3 产生, 输出端口;

Q : 数据库所, 根据需要设初始值, 既是输入端口, 也是输出端口;

G : 数据库所, 根据需要设初始值, 既是输入端口, 也是输出端口;

Y_{ij} : 数据库所, 是点 (i,j) 校正后的最终结果, 输出端口;

QC 类的方法由函数 F_1 和 F_2 来表示。

F_1 : 当实际输出与期望输出的误差大于设定的误差阈值 e_{max} 时, 用此函数对偏置校正系数 Q 进行修正。

F_2 : 当实际输出与期望输出的误差大于设定的误差阈值 e_{max} 时, 用此函数对偏置校正系数 G 进行修正。

建立 QC 类的 OO-TDPN 模型, 如图 4 所示。

控制变迁 t_1 的判断函数 G_1 约束条件为 p_5

> 0 , 用于判断二点定标线性校正是否完成; 数据变迁 $q1$ 是 $s1$ 与 $s2$ 的差的绝对值, 数据变迁 $q2$ 是 $s3$ 与 $emax$ 之差, $q1$ 与 $q2$ 一起用来判断实际输出与期望输出间的误差是否大于设定的误差阈值 $emax$; 控制变迁 $t2$ 的判断函数 $G2$ 约束条件为 $s4 > 0$, 用于判断实际输出与期望输出间的误差是否大于设定的误差阈值 $emax$; 控制变迁 $t3$ 的判断函数 $G3$ 约束条件为 $s4 < 0$, 用于判断实际输出与期望输出间的误差是否小于设定的误差阈值 $emax$, 即是否满足要求; 数据变迁 $q3$ 是系数校正算法的核心, 由于篇幅有限, 不再细分。

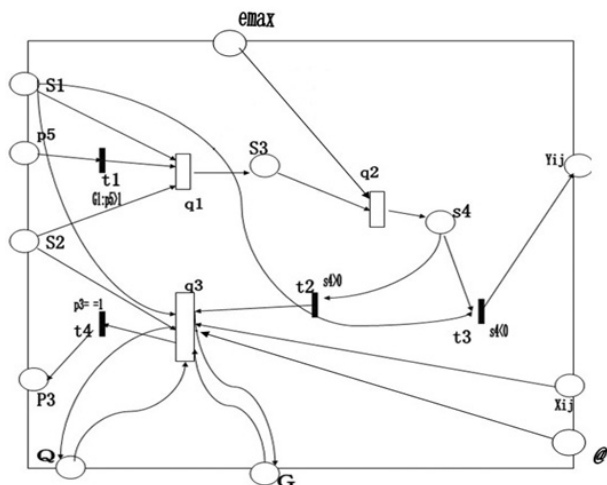


图 4 QC 类的模型

3.2 系统的层次模型

通过划分不同粒度的功能模块, 可以建立系统的层次结果模型。

将对象类 TSLC、LS 和 QC 聚合可以形成一个粒度较大的功能模块, 并建立一个抽象层次更高的对象类 BP, 用来实现输入像素的校正功能, 如图 5 所示。BP 类包含 TSLC、LS 和 QC 三个对象。TSLC 和 LS 可以并行操作, TSLC 和 QC 之间通过各自的 P3 和 P5 端口实现控制信息传递, Q 和 G 实现数据传递, LS 和 QC 之间通过 S2 传递数据。G、Q、@ 和 $emax$ 都要根据需要预设初值: 增益系数 G 一般选为 $0.8 \sim 1.2$; Q 为零; @ 根据经验一般设为 0.0 、 0.35 、 0.55 ; $emax$ 一般设为 0.005 。将 BP 实例化并级联起来可以构成更高层次的系统模型, 使一帧图

像的所有像素都能并行操作。采用 OO-TDPN 模型时, 对象的封装特性提供了层次化建模的机制, 从而可以方便地建立不同层次、不同粒度的系统模型, 大大降低了模型的复杂度, 提高了模型的可理解性。同时, 由于封装隐藏了对象的实现细节, 在进行较高抽象层次的系统分析时, 可以忽略子对象的实现细节, 仅关心其功能, 从而简化了分析过程。

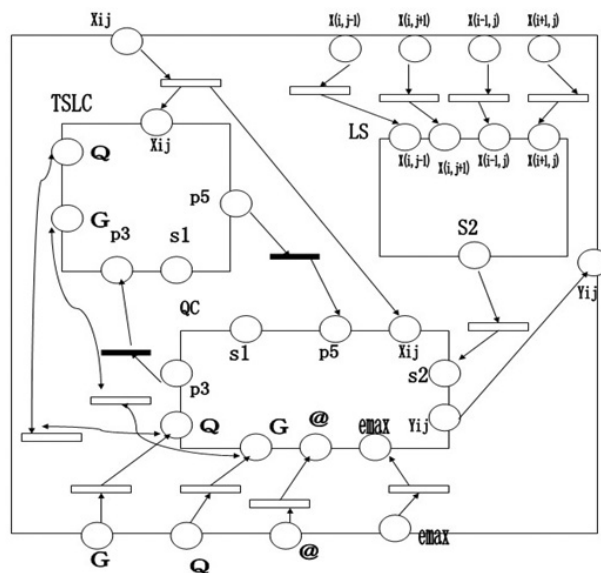


图 5 BP 类的模型

4 模型仿真

用 Verilog 语言对按上述方式建立的模型进行了描述, 并在模拟环境中进行了仿真。结果如图 6 所示, 这是根据文献 [1] 对输入像素进行归一化处理后的仿真图。由于 $emax$ 值较小, 迭代过程较长, 我们将图 6 中的一部分放大后得到了图 7, 这样可以看得更清晰。

5 结论与展望

本文基于 OO-TDPN 方法建立了红外焦平面阵列非均匀性的 BP 神经网络校正系统的模型, 并用 Verilog 硬件描述语言来对其进行了描述。仿真结果证明了该模型的正确性和方法的可行性。

此外, 该模型还可以很方便地综合成逻辑电路, 通过 ASIC 或 FPGA/CPLD 实现模型的逻辑功能。但这种行为级描述有时是不可综合的, 需

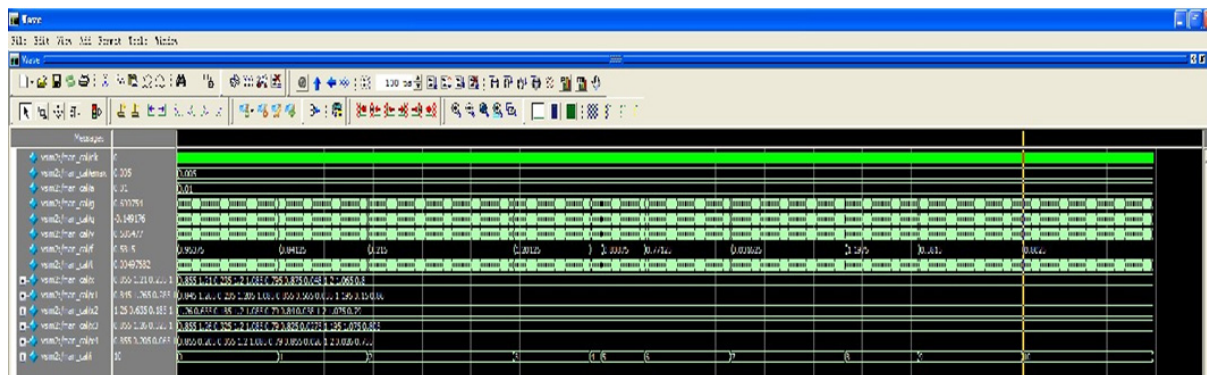


图 6 总体仿真结果

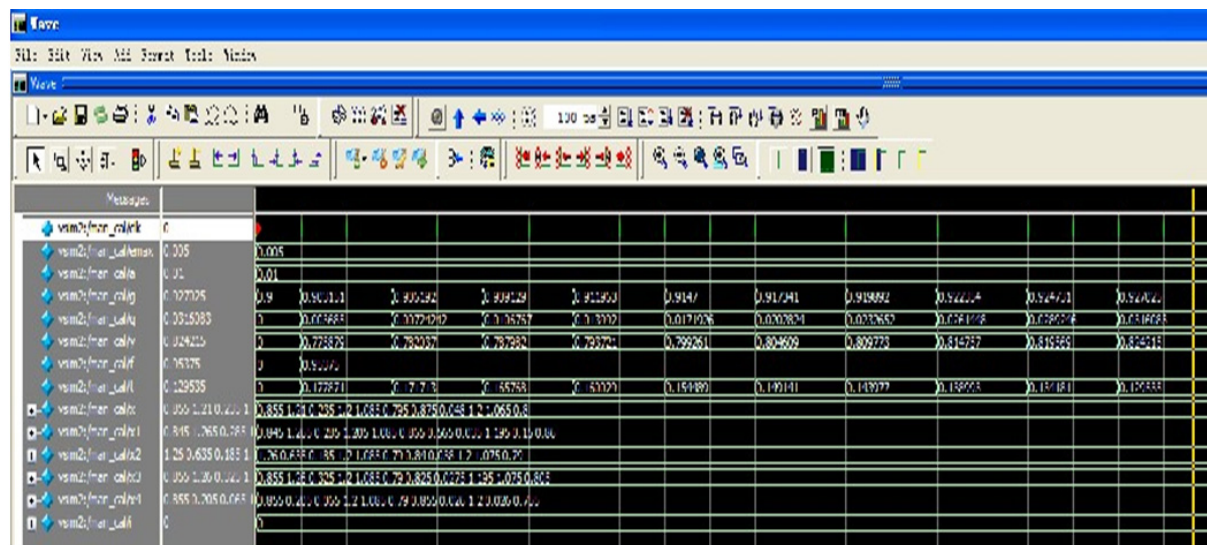


图 7 放大后的部分仿真结果

要经过修改后才能向底层设计综合。虽然可实现模型仿真分析的自动化,但是仿真分析只能验证模型在特定输入用例下的正确性,而无法验证模型对所有可能的输入用例的正确性,这将是以后的研究方向。

参考文献

- [1] 王娴雅, 陈钱, 顾国华. 基于 BP 神经网络的红外焦平面非均匀性校正技术 [J]. 光子学报, 2009, 38(6): 1504-1506.
- [2] 李步蟾, 肖峻. 基于定标的红外焦平面非均匀性校正算法研究 [J]. 红外, 2008, 29(6): 5-8.
- [3] 高燕, 沈理. 基于 Petri 网的嵌入式系统建模 [J]. 微电子学与计算机, 2002, 19(10): 1-3.
- [4] 施长城, 张天序, 刘慧娜, 等. 一种红外焦平面非均匀性组合校正算法 [J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(1): 23-26.
- [5] 汪民, 沈伟, 陈彬. 基于校正率的红外焦平面阵列非均匀性校正评估新方法 [J]. 红外与毫米波学报, 2007, 26(1): 56-60.
- [6] 刘永进, 朱红, 赵亦工. 递推混合最小二乘在红外焦平面阵列非均匀校正中的应用 [J]. 红外与毫米波学报, 2009, 28(6): 436-471.
- [7] 刘子骥. 基于 PCIE 的红外焦平面探测器测试系统 [J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(4): 255-258.
- [8] D A Scribner, K A Sarkady. Adaptive Non-uniformity Correction for IR Focal Plane Arrays Using Neural Networks [C]. SPIE, 1991, 1541: 100-109.