

片上网络业务量的自相似性分析及模型研究

陈亦欧 胡剑浩 凌翔

(电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室 成都 611731)

摘要 进行片上网络的架构、映射、流控与服务质量(Quality of Service, QoS)等研究时,迫切需要一个准确的业务量模型用于延时分析与测试验证,以保证设计的性能。而现有的基于马尔科夫模型和回归模型的短程相关模型无法准确地描述业务量的突发性和分形特性,不适用于基于流水的通信信号处理片上系统(System on Chip, SoC)芯片。为了解决这个问题,通过理论与实验相结合的方法,研究了网络拓扑、任务流图、映射对业务量自相似性的影响,根据通信系统的信号处理特点建立了多处理器片上系统(Multi-core Processing System on Chip, MPSoC)数据关联模型,利用典型 DSP 系统进行建模实验,用实测的业务量 Hurst 参数拟合数据关联模型参数与 Hurst 参数的经验函数关系式,建立了用 MPSoC 数据关联模型预测和估计业务量 Hurst 参数的方法。实验表明,采用该业务量模型估计的 Hurst 参数与其真实值误差较小,能较准确地描述业务量的自相似性。

关键词 片上网络,业务量分析,自相似性,Hurst 参数

中图分类号 TN4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.12.004

Self-similarity Analysis and Modeling for On-chip Traffic

CHEN Yi-ou HU Jian-hao LING Xiang

(National Key Lab of Science and Technology on Communications, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract An accurate traffic analysis model is needed for latency prediction and verification in on-chip design. Unfortunately, the state-of-art Markov-based short range dependent models cannot characterize burst and self-similarity of on-chip traffic, therefore it is not applicable for the communication and signal processing SoCs. This paper proposed a self-similar NoC traffic model based on multiple parameters to provide accurate benchmarks for the design and verification of NoC. Using theoretical derivation and experimental method, this paper established an MPSoC information relevance model, provided an empirical fitting function between the parameters of the relevance model and Hurst parameter, and established the method to estimate Hurst parameter of NoC traffic. The experimental results prove that this traffic model can achieve an approximate and effective Hurst parameter.

Keywords Network on chip, Traffic analysis, Self-similarity, Hurst parameter

1 引言

片上系统(System on Chip, SoC)是在一个芯片内集成多个处理单元,各个处理单元独立工作,运算得到的结果通过总线结构在各个处理单元之间进行传递。随着大规模集成电路工艺的发展,芯片的特征尺寸越来越小,因此,可以在一个芯片里集成越来越多的处理单元。传统的总线结构每次只能实现一对处理单元之间的数据传递,当一个芯片里的处理单元达到上百或者上千之后,SoC 的性能受到极大的制约。片上网络(Network on Chip, NoC)就是为了解决 SoC 中各处理单元之间通信瓶颈而提出的全新的集成电路体系结构^[1]。

NoC 的各项研究中,需要根据准确的业务量模型对链路延时进行建模、算法推导与仿真验证^[2-4]。在 NoC 的研究初期,业务量模型的研究发展非常缓慢。当需要应用业务量模

型进行仿真和验证的时候,通常采用基于马尔科夫模型和自回归模型的短程相关模型^[5]。后来,Varatkar 等人经过研究发现,和宏观网络类似,NoC 的业务量也具有突发性,这种突发性可以用自相似性以及分形理论进行描述^[6-8]。由于自相似随机过程与基于马尔科夫模型的泊松过程在时域序列和统计值上有很大差异^[9],基于泊松过程的业务量模型不能准确地描述业务量特性,利用其进行仿真与性能评估获得的结论也是不可靠的。

Varatkar 等在文献[8]中对承载 MPEG-2 的片上网络进行了业务量建模和合成,讨论了业务量自相似性在缓存空间设计中的应用,并提出一种从真实业务量数据中提取统计特性用于人工合成数据流的方法。但是,当 NoC 承载不同的应用时,随着任务流图、网络拓扑、映射的不同,业务量差异将会很大。而 Varatkar 仅对多媒体的业务量进行了建模,缺乏通

收稿日期:2014-01-14 返修日期:2014-04-28 本文受新一代国家重大专项(2011ZX03003-003-04)资助。

陈亦欧(1982-),女,博士,讲师,主要研究方向为片上系统与多核处理,E-mail:chenyiou@uestc.edu.cn;胡剑浩(1971-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为通信 VLSI 与低功耗设计;凌翔(1972-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为通信信号处理与并行计算。

用性。

Soteriou 等在文献[10]中提出了一种基于经验的片上网络业务量模型。该模型采用三元统计参数: Hurst 参数、路由跳数和数据包注入率来描述 NoC 的业务量。Hurst 参数描述数据包注入的突发强度。路由跳数从空域的角度描述数据包在网络中传递的距离。数据包注入率从时域的角度描述各个路由节点注入的数据包数量在整个网络的注入量中所占的比例。Soteriou 通过实验证明了 3 个不同的芯片平台上的实际业务量与模型得到的业务量差异小于 5%。遗憾的是, 该文献并未给出一套系统的、通用的方法来指明如何从片上网络承载的应用中获取业务量模型的多元参数。

Ngo 等在文献[9]中提出一种基于自相似模型的 H. 264 解码器的 NoC 映射延时优化算法。该算法提出用自相似业务量分析方法来评估 H. 264 解码器的延时, 采用马尔科夫调制泊松过程 (Modulated Markov Poisson Process, MMPP) 生成业务量模型及处理核之间的链路数据。业务量生成模型通过不断调整业务量数据的拟合 Hurst 参数来逼近真实的 H. 264 业务量数据。该文献给出了业务量的自相似性在 NoC 映射算法中的一种应用, 但仅分析了 H. 264 解码器这种单一应用, 因此得出的结论欠缺通用性, 难以应用到多输入多输出 (Multiple-Input Multiple-Output, MIMO) 与正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 等更常见的无线通信系统上。另外, 如果任务在节点上的映射方式变化, 节点之间链路的数据总量、利用率也不同, 链路的业务量数据也会随之变化。该文献在生成业务量数据时没有考虑任务与节点的映射关系, 并且直接采用从宏观网络中采集的 H. 264 业务量作为基准数据, 得出的结论可能与真实情况不符。

上述各类 NoC 业务量模型主要通过实测应用数据对业务量的自相似性进行证明, 给出基于经验的参数统计或利用已知的 Hurst 参数对网络延时建模, 缺乏一个完整的、根据实际应用的参数估计自相似程度的通用方法。为了解决上述问题, 本文从分形理论出发, 分析 NoC 业务量自相似特性的形成原因, 利用 MIMO-OFDM 实例检验承载了数字信号处理系统 (Digital Signal Processing, DSP) 的 NoC 业务量的自相似性; 根据通信系统的信号处理特点建立多处理器片上系统 (Multi-core Processing System on Chip, MPSoC) 数据关联模型, 利用典型 DSP 系统进行建模实验, 用实测的业务量 Hurst 参数拟合数据关联模型参数与 Hurst 参数的函数关系, 并利用上述拟合函数对 NoC 业务量的 Hurst 参数进行预测和估计。实验表明, 采用本文提出的业务量模型估计的 Hurst 参数与其真实误差较小, 能较准确地描述业务量的自相似性。

2 NoC 业务量的分形理论

2.1 分形理论与自相似随机过程

分形概念由美籍数学家曼德勃罗提出, 主要用于研究事物在统计意义上的相似性, 即自相似性^[1]。根据分形维度的不同, 分形分为单分形和多重分形两种。单分形包括长程相关、自相似性等特征, 本节的研究主要针对单分形的自相似性。多重分形用于描述单分形无法描述的非均匀分形过程。

本节从离散序列的二阶统计特性方面来定义离散随机序列的自相似性。业务量的观测样本 $\{X_i, i \geq 1\}$ 是离散的随机

序列, 其统计量为:

$$\text{均值: } \mu = E(X)$$

$$\text{方差: } \sigma^2 = E[(X_i - \mu)^2]$$

$$\text{自相关函数: } r_k = E(X_i X_{i+k}) (k \in \mathbb{Z}^+)$$

$$\text{自协方差函数: } c_k = E[(X_i - \mu)(X_{i+k} - \mu)], (k \in \mathbb{Z}^+)$$

$$\text{归一化自协方差函数: } \rho_k = \frac{c_k}{c_0} (k \in \mathbb{Z}^+)$$

$$\text{指数谱密度函数: } \Phi(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{-ik\omega}, -\pi < \omega < \pi$$

随机序列 $\{X_i, i \geq 1\}$ 的 m 阶聚集序列为:

$$X^{(m)} = \{X_i^{(m)}\}$$

$$\text{其中, } X_i^{(m)} = \frac{1}{m} \sum_{i=(k-1)m+1}^{km} X_i.$$

聚集序列 $X^{(m)}$ 也是广义平稳随机序列, 其统计量为:

$$\text{均值: } \mu^{(m)} = E(X^{(m)})$$

$$\text{方差: } V^{(m)} = c_0 = E[(X_i^{(m)} - \mu)^2]$$

$$\text{自协方差函数: } c_k^{(m)} = E[(X_i^{(m)} - \mu^{(m)})(X_{i+k}^{(m)} - \mu^{(m)})]$$

$$\text{归一化自协方差函数: } \rho_k^{(m)} = \frac{c_k^{(m)}}{c_0^{(m)}}$$

离散二阶自相似序列的数学定义如下:

设 $\{X_i, i \geq 1\}$ 为二阶平稳的随机序列,

定义 1 若有 $\rho_k^{(m)} \equiv \rho_k, \forall m = 1, 2, \dots$ 成立, 则 X 是严格二阶自相似随机过程。

定义 2 若有 $\rho_k^{(m)} \rightarrow \rho_k, m \rightarrow \infty$ 成立, 则 X 是渐进二阶自相似随机过程。

定义 3 若有 $V^{(m)} \sim cm^{-\beta}, m \rightarrow \infty$ 成立, 其中 c 为正常数, 参数 $\beta \in (0, 1)$, 且与 Hurst 参数 (H) 满足关系式: $\beta = 2(1 - H)$, 则称 X 为强渐进二阶自相似随机过程。

Hurst 参数是描述自相似随机过程的自相似程度的参数, 其有效取值范围为 $(0.5, 1)$ 。Hurst 参数的值越大, 随机过程的自相似特性越明显, 突发性越强。

2.2 Hurst 参数的估计方法

通过数学方法估计业务量序列的 Hurst 参数可以帮助判断业务量是否具有自相似性, 并分析其突发性的强度。因此, 根据业务量统计信息快速估算 Hurst 参数对分析具有自相似特性的业务量特征具有重要的作用。目前, 国内外学者已经提出多种 Hurst 参数估计法, 大致可分为时域估计和频域估计两类, 包括方差时间法、R/S 分析法、绝对值法、留数法、周期图法、Whittle 估计法和小波分析法等^[12-14]。虽然这些算法都能大致估计 Hurst 参数值, 但不同算法的复杂度及准确度差异较大。下面简单介绍 4 种常用的 Hurst 参数估计法。

(1) 方差时间法

由定义 3 可知, 自相似随机序列的聚集序列 $X^{(m)}$ 的方差 $V^{(m)}$ 满足:

$$V^{(m)} \sim cm^{-\beta}, m \rightarrow \infty \quad (1)$$

其中, c 为正常数。对式(1)两边取自然对数可得:

$$\ln V^{(m)} \sim -\beta \ln m + \ln c \quad (2)$$

即 $\ln V^{(m)} \sim \ln m$ 图是一条斜率为 $-\beta$ 的曲线, 通过式 $\hat{H} = 1 - \beta/2$ 可求出 Hurst 参数 H 的估计值。

(2) R/S 分析法

自相似随机序列 $\{X_i\}$ 的 R/S 统计量满足:

$$E[R(n)/S(n)] \sim cn^H, \forall n \rightarrow \infty \quad (3)$$

其中, c 为正常数, H 为 Hurst 参数。对式(3)两边取自然对数, 可得:

$$\ln E[R(n)/S(n)] \sim H \ln n + \ln c \quad (4)$$

即 $\ln E[R(n)/S(n)] \sim \ln n$ 图是一条斜率为 Hurst 参数的曲线。

(3) 周期图法

周期图法利用自相似随机过程谱密度函数的幂指特性来估计 Hurst 参数的值。自相似随机序列的周期图函数是其功率谱函数 $\Phi(\omega)$ 的渐进无偏估计, 当 $\omega \rightarrow 0$ 时, 满足:

$$I_N(\omega) \sim |\omega|^{-(1-\beta)} \sim |\omega|^{-1-2H} \quad (5)$$

对式(5)两边取自然对数, 可得:

$$\ln I_N(\omega) \sim (-1-2H) \ln |\omega| \quad (6)$$

即 $\ln I_N(\omega) \sim \ln |\omega|$ 图是一条斜率为 $a = -1-2H$ 的曲线, 通过关系式 $\hat{H} = (1-a)/2$ 可求出 Hurst 参数的估计值。

(4) 小波分析法

小波分析法的原理是对原始采样观测序列进行离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT), 通过对变换后的小波系数进行方差分析来研究采样序列的长相关性。自相似随机过程 $X(t)$ 的小波系数 ($W_{j,k}$) 满足:

$$E|W_{j,k}|^2 = c2^{j(2H+1)} \quad (7)$$

其中, $c = E\{W_{0,0}^2\}$ 。对式(7)两边取对数可得:

$$\log_2 E|W_{j,k}|^2 = (2H+1)j + \log_2 c \quad (8)$$

即 $\log_2 E|W_{j,k}|^2 \sim j$ 图是一条斜率为 $b = 2H+1$ 的直线, 通过关系式 $\hat{H} = (b-1)/2$ 可求出 Hurst 参数的估计值。

综合上述各类 Hurst 估计方法的实现复杂度与准确度, 本文采用 R/S 分析法对仿真实测的业务量序列的 Hurst 参数进行估计。

2.3 NoC 业务量自相似性的形成原因

(1) 应用自身的自相似性

NoC 的业务量受其承载的具体应用的特性影响。某些多媒体应用, 如 MPEG-2 或 H. 264 编解码器, 其数据源带有自相似性, 这就加剧了网络业务量的自相似性与突发性。

(2) 网络传输产生的自相似性

NoC 中节点的状态可以用 ON/OFF 过程进行描述。如果节点有数据输出, 则其处于 ON 状态, 反之则为 OFF 状态, ON 和 OFF 状态相互交替。大量独立的 ON/OFF 源节点的数据汇聚将产生具有自相似性的业务量。数据包长度与路由节点缓存空间的大小也会影响自相似性的程度。

3 NoC 业务量自相似特性的检验与估计

3.1 业务量数据采集

NoC 业务量的分析与建模可以借鉴传统互连网络业务量的分析与建模方法, 首先采集真实的业务量数据对其特性进行分析, 进而设计业务量模型。对于 NoC 上不同的应用, 可以采用软件仿真和硬件模拟两种方式对其业务量进行采集与统计。

对于软件仿真方式, NoC 的网络仿真由于通常由时钟驱动, 不宜采用 Opnet 或 NS2 等传统的互联网仿真软件, 因此本文采用本课题组前期研制的消息传递式片上网络仿真器 (Message Passing Interface Style Network-on-Chip Simulator, MSNS 仿真器)^[15] 进行仿真。MSNS 涵盖了 NoC 的应用

层、网络层、链路层和物理层等自顶而下的所有层次, 能方便地修改 NoC 承载的应用, 进而获得各种不同应用下各条链路的业务量数据。

采用软件仿真方式便于对采集的数据进行保存和后续处理, 可以获得大量的统计数据, 但它对实际硬件的时序、布局布线、设计工艺、延迟、功耗等约束都采用估计值, 仿真结果可能存在误差。采用现场可编程门阵列 (Field Programmable Gate Array, FPGA) 进行硬件实时统计能够获得更准确的数据结果。硬件模拟方式采用了集成了嵌入式处理核的 Xilinx Virtex 系列 FPGA 构建 NoC 平台, NoC 的处理核由 FPGA 的 Power PC 处理核实现, 而 NoC 的网络连接 (如路由节点和网络接口) 由 FPGA 的逻辑电路实现。通过在网络接口插入计数器, 可以统计网络各链路的业务量。然而, 采用硬件模拟方式采集的数据量受到硬件资源的约束。因此, 实际应用中常采用软件仿真和硬件模拟相结合的数据采集方式。

3.2 实例建模

为了验证承载了复杂无线系统的 NoC 业务量的自相似特性, 对 MIMO-OFDM 基带发送端进行系统建模, 统计并分析其网络业务量序列。业务量序列 ($X_i, i=1, 2, \dots$) 的计算式为:

$$X_i = x \cdot W_0 \quad (9)$$

其中, x 为固定采样间隔时间内流经链路的微片 (flit) 个数, W_0 为微片的位宽, 一般设为 4 个字节, 即 32 比特。OFDM 基带发送端系统及其在 4×4 Mesh NoC 平台上的映射实现如图 1 所示。

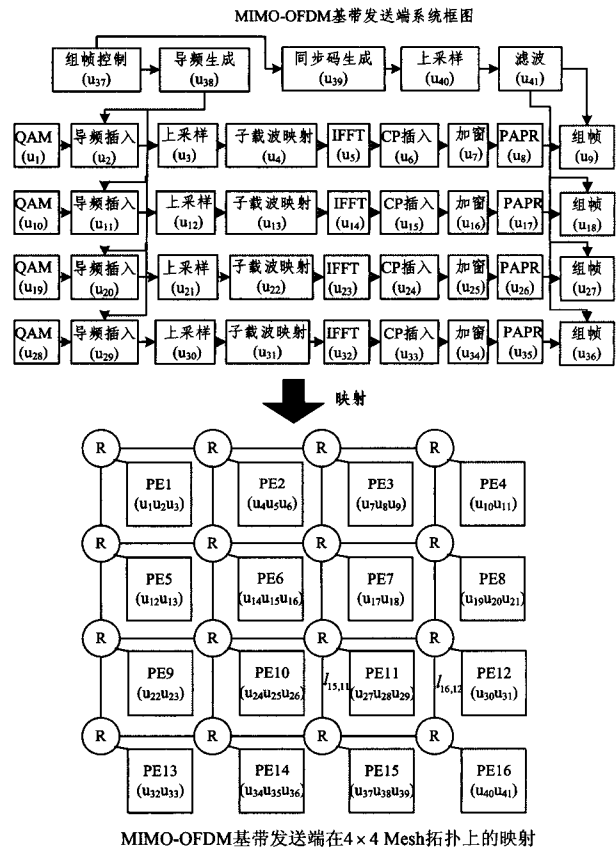


图 1 MIMO-OFDM 基带发送端系统及其在 4×4 Mesh NoC 上的映射

3.3 仿真实验与结果

捕获并统计出 NoC 各条链路在一段时间内的业务量序

列。以链路 $l_{15,11}$ 和 $l_{16,12}$ 为例,用 MATLAB 绘制其时域图,如图 2 所示。

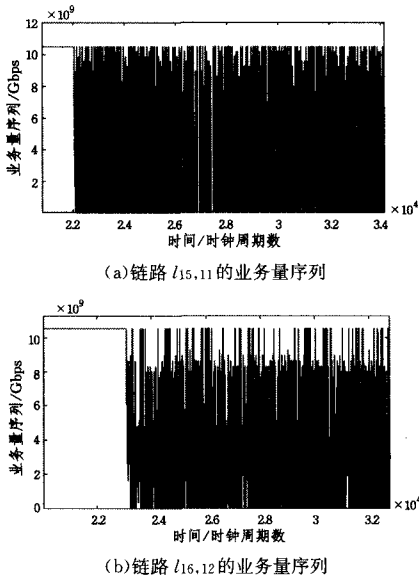


图 2 NoC 上链路 $l_{15,11}$ 和 $l_{16,12}$ 的业务量序列

从图 2 可以看出,仿真刚开始的一小段时间里业务量的数值与仿真稳定后的数值差异较大。仿真刚开始时,只有节点 PE1,PE4,PE8,PE11 开始工作,处理结束后将数据分别传给 PE2,PE5,PE9 和 PE12,此时这些节点才开始工作。业务量数据通过流水结构一级级地向后扩散。当系统的所有节点都进入工作状态后,各节点并行工作,此时网络的建立过程完成,进入稳定工作阶段。网络业务量的各种特性都是在网络稳定工作阶段下进行研究和讨论的。

分别选取链路 $l_{15,11}$ 和 $l_{16,12}$ 在网络稳定阶段下的 10 万个采样样本,利用 2.2 节介绍的 R/S 分析法对其 Hurst 参数进行估计,绘出 $\ln \mathbb{E} \left\{ \frac{R(n)}{S(n)} \right\} \sim \ln n$ 图,如图 3 所示。

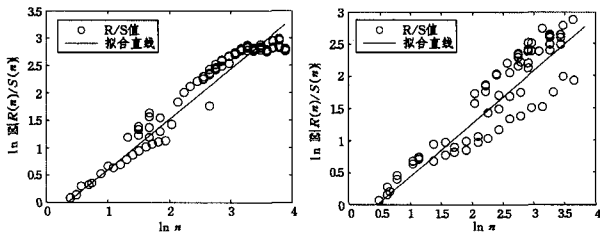


图 3 采用 R/S 分析法估计链路 $l_{15,11}$ 和 $l_{16,12}$ 的 Hurst 参数

采用最小均方根准则拟合得到的直线斜率(即 Hurst 参数)分别为 0.8823 和 0.8333,落在 Hurst 参数的有效区间 ($0.5 < H < 1$) 内。对 NoC 上其余链路采用上述方法绘出的图也呈类似的形态,由此证明承载了 MIMO-OFDM 基带发送端系统的 NoC 业务量具有自相似性,并且各条链路的 Hurst 参数值有差异。

4 基于典型 DSP 系统的 NoC 业务量模型

4.1 典型 DSP 系统结构

经典的 DSP 系统一般为流水结构,如图 4 所示。其中,节点按功能类型分为两类:控制节点(图中灰色节点)和处理节点(图中白色节点)。处理节点以流水节拍的方式实现特定

功能,而控制节点对各处理节点的任务进行配置与调度。在图 4 所示的系统中,控制节点(节点 1)依次向各处理节点发送配置信息;各处理节点在收到配置信息与前一级节点送来的数据后开始工作,工作完毕后,将结果数据输出到下一级节点。

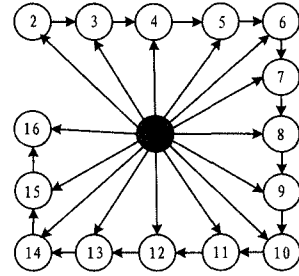


图 4 典型 DSP 系统的结构图

为了建立简单、通用的业务量模型,本节作了如下两点假设:

(1)应用的数据源是非自相似的。如果采用带自相似性的应用数据源,网络业务量的自相似性既包含数据源的自相似性,也包括网络传输带来的自相似性,分析过程复杂。本节旨在研究网络传输带来的自相似性,因此假设源节点的数据注入满足马尔科夫模型。

(2)应用基于流水结构。流水结构能够提高数据处理的效率,降低功耗,因此复杂的通信信号处理系统通常设计为流水结构,本节旨在分析复杂系统的业务量,故采用基于流水结构的应用。

4.2 NoC 业务量模型

定义 4 MPSoc 数据关联模型是描述 NoC 应用特征的有向图,表示为 $G = G(V, U)$ 。其中节点数为 $|V|$,边数为 $|U|$ 。每个节点 $v_i (\forall v_i \in V, i = 1, 2, \dots, |V|)$ 表示 NoC 上承载应用子任务的处理器,每条有向边 $u_k = u_{i,j} (\forall u_k \in U, k = 1, 2, \dots, |U|)$ 表示从节点 i 到节点 j 的链路。已知网络拓扑、应用的任务流图和映射方案后,将其信息抽象为数据关联模型的参数:关联系数(r_i)和数据注入率($f_{i,j}$)。 r_i 描述节点 i 和应用源节点之间的相关性,取值由节点间距离和处理级数决定; $f_{i,j}$ 描述单位时间内节点 i 到节点 j 的链路上的业务量负载强度。图 4 所示系统的数据关联模型如图 5 所示。

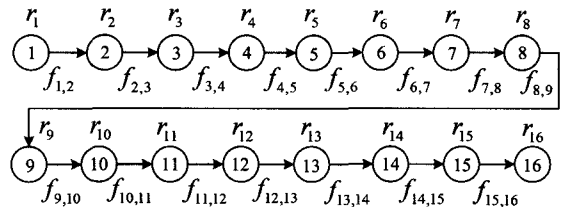
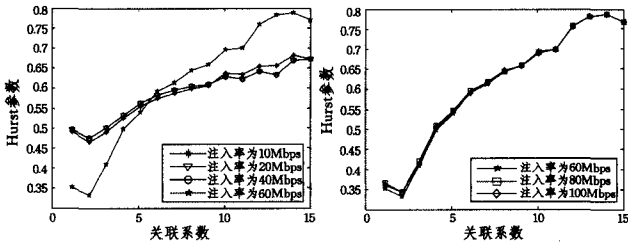


图 5 图 4 中系统的数据关联模型

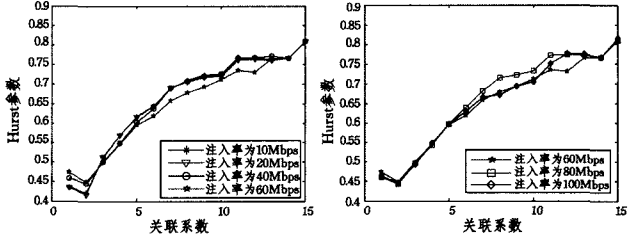
仿真平台采用 NoC 仿真器 MSNS,仿真过程中源节点注入 10 万个数据包,NoC 各节点采用 ON/OFF 模型进行抽象。节点的 ON 和 OFF 状态分别对应忙、闲状态。

实验过程中,数据注入率的变化范围为 10Mbps 到 100Mbps,变化步长为 10Mbps。由于应用层采用的数据包大小会影响数据传输和业务量特征,因此本节对 4 种不同的数据包长度:300,500,700 和 900 微片进行仿真建模与分析。采用 R/S 分析法估计链路的 Hurst 参数。图 6 给出了几种

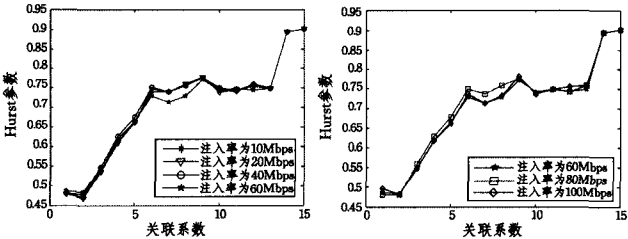
可能的数据包长度下(分别为 300flits, 500flits, 700flits 和 900flits)关联系数与 Hurst 参数的关系曲线。



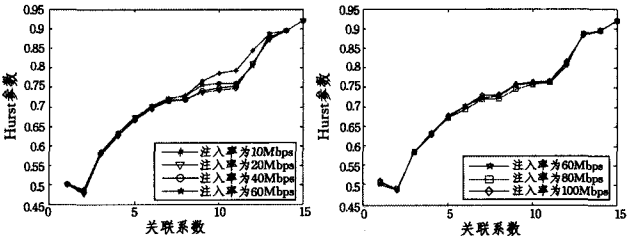
(a)包长为 300 时 Hurst 参数与数据关联模型参数的关系曲线



(b)包长为 500 时 Hurst 参数与数据关联模型参数的关系曲线



(c)包长为 700 时 Hurst 参数与数据关联模型参数的关系曲线



(d)包长为 900 时 Hurst 参数与数据关联模型参数的关系曲线

图 6 不同数据包长时 Hurst 参数与数据关联模型参数的关系曲线

从图 6 可以看出, Hurst 参数的取值与数据关联模型参数有很强的关联性。例如, 当关联系数低于 3 时, 多数情况下 Hurst 参数值小于 0.5, 这表明其不具有自相似性。随着关联系数的增大, 业务量受处理核之间相关性的影响与对应的 Hurst 参数随之增大。因此, 分析链路延时时, 对这两种情况要区别对待。对前者而言, 由于其业务量的自相似性很弱, 因此采用马尔科夫模型对其链路延时进行建模; 对后者而言, 利用基于 Hurst 参数的 MMPP 模型来分析其链路延时。

当数据注入率从 10Mbps 变化到 100Mbps 时, 大部分的曲线都很接近, 且具有相近的最大值和最小值。然而在数据包长度为 300 微片的情况下, 当注入率范围在 10Mbps ~ 60Mbps 时, 曲线斜率明显比其他注入率和数据包长度下的曲线斜率小。造成这个现象的原因是: 虫洞路由中, 当某条虫占据一条路由路径后, 整个数据包的数据将连续地从该路径上传过。如果数据包长度较短, 则数据包能快速传完, 并释放占用的路由资源; 如果此时数据注入率也较低, 则网络拥塞程度较轻, 业务量的突发性较小, 相应的 Hurst 参数的值也较小。

综上所述, 根据数据包长度和数据注入率的联合取值将业务量 Hurst 参数的估计分为两种类型, 如图 7 所示。

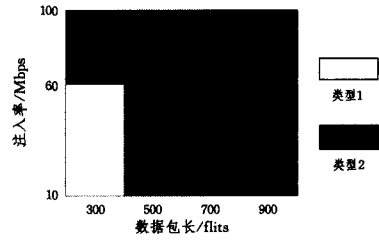


图 7 两种业务量类型的分布空间

由于同一类型中各条 Hurst 参数曲线非常接近, 因此采用最小均方估计法将同一类型中所有曲线用同一个二次函数进行拟合, 其函数式为:

$$H = p_1 r_i^2 + p_2 r_i + p_3 \quad (10)$$

其中, $p_i, i=1, 2, 3$ 是二次函数的系数。两种业务量类型的经验拟合函数分别为:

$$\text{类型 1: } H = -0.0005r_i^2 + 0.0236r_i + 0.4432 \quad (11)$$

$$\text{类型 2: } H = -0.0018r_i^2 + 0.0603r_i + 0.2773 \quad (12)$$

为了比较拟合函数的性能, 另外用线性函数对图 6 中的关系曲线进行拟合。图 8 给出了当数据注入率由 10Mbps 变化为 100Mbps 时用线性函数和二次函数拟合关系曲线的均方误差 (Mean Square Errors, MSEs)。其中, 线性函数和二次函数分别用实线和虚线表示。

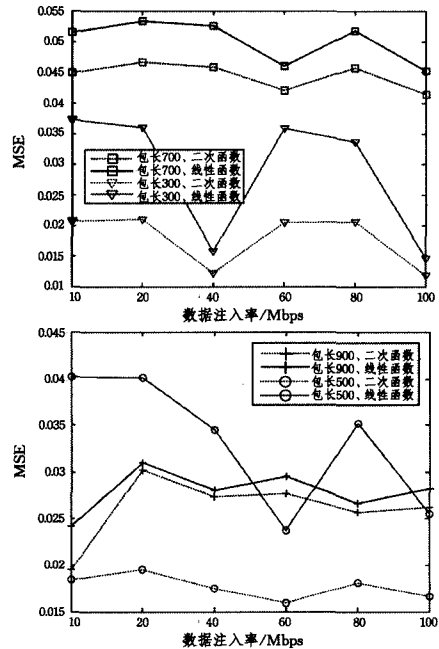


图 8 线性函数和二次函数的 MSE

从图 8 可以看出, 采用线性函数或者二次函数进行拟合时, 其均方误差与数据包长度或者数据注入率不存在确定的单调变化函数关系, 而是在较小的取值范围内的一个随机取值。通过比较发现, 采用二次函数拟合获得的均方误差比线性函数拟合的均方误差小, 其性能较优。

4.3 业务量模型的验证与评估

本节用实例来评估上节提出的 NoC 业务量模型的性能。将图 4 所示的 DSP 系统映射到 4×4 Mesh 拓扑上, 得到的数据关联模型如图 9 所示。设计两个业务量类型不同的评估实例, 参数如表 1 所列。

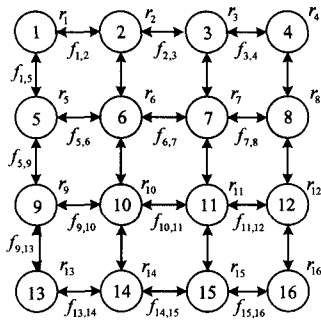


图9 4×4Mesh NoC的数据关联模型

表1 评估实例的参数设置

	数据包长度/flits	数据注入率/Mbps
评估实例1 (分布类型1)	300	40
评估实例2 (分布类型2)	700	80

分别采用式(11)和式(12)来预测实例1和实例2的Hurst参数。同时,在MSNS仿真平台上对该应用进行建模仿真,采集真实的链路业务量序列,用R/S分析法估计其Hurst参数。采用业务量模型预测的Hurst参数与仿真实测的结果比较如图10所示。

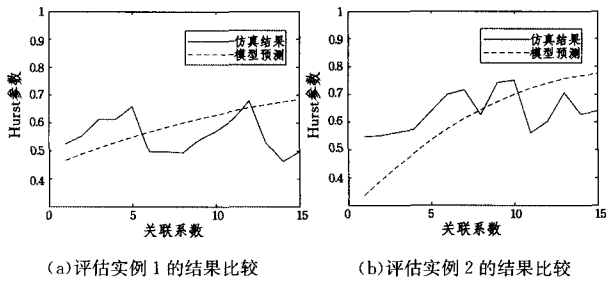


图10 评估实例的预测和实测结果比较

从图10可以看出,尽管通过MSNS仿真平台实测的Hurst参数曲线有一定的波动,但采用业务量模型预测的Hurst参数曲线仍能较好地跟踪实测曲线包络。因此,本文提出的业务量模型能较好地捕捉NoC链路的突发特性。

结束语 本文在现有分形NoC业务量模型的基础上,从分形理论出发,分析NoC业务量自相似特性的形成原因,利用MIMO-OFDM实例检验了承载经典DSP系统的NoC链路业务量的自相似性;根据通信系统的信号处理特点建立MPSoC数据关联模型,利用典型DSP系统进行实验获得实测的Hurst参数,根据实验数据拟合数据关联模型参数与Hurst参数的函数关系,并利用上述函数对NoC业务量的Hurst参数进行预测和估计。实验表明,采用本文提出的业务量模型估计的Hurst参数与其真实值误差较小,该模型能较准确地描述业务量的自相似性。

参考文献

[1] Tatas K, Siozios K, Sourdris, et al. Designing 2D and 3D Network-on-Chip Architectures [M]. New York, Springer, 2014; 3-9

[2] Salihundam P, Khan M A, Jain S, et al. A Reconfigurable On-die Traffic Generator in 45nm CMOS for a 48 iA-32 Core Network-on-Chip [C]//Proceedings of IEEE International Conference on VLSI Design (VLSID). Hyderabad, 2012; 292-297

[3] Chen Kun-Chih, Kuo Che-Chuan, Hung Hui-Shun, et al. Traffic and Thermal-aware Adaptive Beltway Routing for Three Dimensional Network-on-Chip Systems [C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Beijing, 2013; 1660-1663

[4] Manevich R, Cidon I, Kolodny A. Dynamic traffic distribution among hierarchy levels in hierarchical Networks-on-Chip (NoCs) [C]// Proceedings of IEEE/ACM International Symposium on Networks on Chip (NoCS). Tempe, 2013; 1-8

[5] Khonsari A, Aghajani M R, Tavakkol A, et al. Mathematical analysis of buffer sizing for Network-on-Chips under multimedia traffic [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Design. Lake Tahoe, 2008; 150-155

[6] Qian Zhi-liang, Bogdan P, Tsui C Y, et al. Performance Evaluation of Multicore Systems: From Traffic Analysis to Latency Predictions [C]//Proceedings of IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design. 2013; 82-84

[7] Kiasari A E, Lu Zhong-hai, Jantsch A. An analytical latency model for networks-on-chip [J]. IEEE Transactions on Very Large Scale Integration Systems, 2013, 21(1); 113-123

[8] Varatkar G, Marculescu R. On-chip traffic modeling and synthesis for MPEG-2 video applications [J]. IEEE Transactions on Very Large Scale Integration Systems, 2004, 12(1); 108-119

[9] Ngo V, Chang J, Bae Y, et al. Latency Optimization for NoC Design of H. 264 Decoder Based on Self-similar Traffic Modeling [C]// Proceedings of International Symposium on Parallel and Distributed Processing and Applications. Ontario, 2007; 289-302

[10] Soteriou V, Wang H S, Peh L. A statistical traffic model for on-chip interconnection networks [C]//Proceedings of International Symposium on Modeling, Analysis, and Simulation of Computer and Telecommunication System. Monterey, 2006; 104-116

[11] Min G, Ould-Khaoua M. A performance model for wormhole-switched interconnection networks under self-similar traffic [J]. IEEE Transactions on Computers, 2004, 53(5); 601-613

[12] Taqqu M S, Teverovsky V, Willinger W. Estimators for long-range dependence: an empirical study [J]. Fractals, 1995, 3(4); 785-798

[13] Fox R, Taqqu M S. Large-sample properties of parameter estimates for strongly dependent stationary Gaussian time series [J]. The Annals of Statistics, 1986, 14(2); 517-532

[14] Mandelbrot B B, Taqqu M S. Robust R/S analysis of long-run serial correlation [J]. Bulletin of the International Statistical Institute, 1979, 48(2); 59-104

[15] Li Zhong-qi, Ling Xiang, Hu Jian-hao. MSNS: a Top-Down MPI-Style Hierarchical Simulation Framework for Network-on-Chip [C]// Proceedings of International Conference on Communications and Mobile Computing. Kunming, 2009; 609-614