

# 基于自学习选路算法的多路径并行传输

刘 畅, 宋 飞, 鄢 欢, 张思东

(北京交通大学下一代互联网互联设备国家工程实验室, 北京 100044)

**摘 要:** 本文针对多路径并行传输提出了一种基于自学习思想的路径选择算法. 这种自学习机制首先根据具体服务提出的需求, 如吞吐量、延时、丢包等, 综合定义一个用于计算服务体验的目标函数, 再将路径选择算法中的一些参数设定为可学参数. 在传输过程中, 系统通过分析不同可学习参数与目标函数值之间的对应变化关系, 逐渐进行自我学习, 得到最佳的可学参数配置, 从而获得最优化的服务体验. 实验测试结果表明了自学习选路算法的可行性、收敛性和稳定性, 并且证明了该算法能够根据网络状态的实时变化, 通过自学习机制自行调整路径分配并得到最佳的目标函数值.

**关键词:** 自学习; 多路径并行传输; 最优化; 选路算法

**中图分类号:** TN915

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2013)07-1290-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.07.008

## Autonomous Learning Path Selection Scheme for Concurrent Multipath Transfer

LIU Chang, SONG Fei, YAN Huan, ZHANG Si-dong

(National Engineering Laboratory for Next Generation Internet Interconnection Devices, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract:** In this paper, we propose a path selection scheme based on the idea of autonomous learning for concurrent multipath transfer (CMT) in path selection. Firstly, this autonomous learning scheme integrates the requirements of a specific service, such as throughput, delay and loss rate, to define the optimization object function. Secondly, this scheme sets several parameters of path selection as the learning parameters. During the transmission, through analyzing the relationship between different values of learning parameters and the actual measured values of object function, the system performs its autonomous learning, and gradually gets the best value combination of learning parameters. Experimentations show the feasibility, convergence and stability of the scheme, and also demonstrate the scheme could adjust the learning parameters by itself to adapt the changing network condition and gain the best value of object function.

**Key words:** autonomous learning; concurrent multipath transfer (CMT); optimization; path selection

## 1 引言

随着网络技术的迅速发展, 拥有多种接入方式的终端设备已经在网络中越来越普及, 如一台移动电脑可能同时具有无线 802.11x 网卡、蓝牙、GPRS 等多种接入能力. 因此, 多路径并行传输 (CMT, Concurrent Multipath Transfer) 的概念随之被提出, 其是指系统通过多条可用路径并行传输数据, 从而有效的提升传输效率. 现今网络中的主流传输协议 TCP 和 UDP 并不支持终端设备的多宿特性, 即不允许一台设备通过多个网络地址同时接入到网络之中, 而新提出的传输协议 SCTP (Stream Con-

trol Transmission Protocol)<sup>[1]</sup>在原始设计中则是支持终端多宿特性的. 因此, 现有关于多路径传输的研究多数都是基于 SCTP<sup>[2-4]</sup>, 如 WSCTP (Westwood SCTP)<sup>[3]</sup>和 LS-SCTP (Load-Sharing SCTP)<sup>[4]</sup>都是基于 SCTP 实现多路径并行传输的研究. 近年来, 也有一些通过优化传统 TCP 实现多路径传输的研究, 如 MPTCP (Multipath TCP)<sup>[5-6]</sup>.

路径选择算法是多路径并行传输中重要的一部分, 其包括了数据包选路、重传策略和 QoS 保障, 这些将直接影响到传输效率. 现有的研究已经提出了多种路径选择算法, 比如 FreeBSD 7.2 系统中使用最大拥塞窗口 (CWND) 作为选路依据; F Perotto 等人提出了一种根据

带宽估计和已发送信息量进行负载均衡的选路策略<sup>[3]</sup>;J R Iyengar 等人提出了 5 种重选路策略来避免接收缓存阻塞问题<sup>[7]</sup>等等.这些路径选择算法以及负载均衡的相关研究<sup>[8-11]</sup>拥有其各自的优势,并适用于不同的网络环境中.但是网络环境是动态的,是实时变化的,而这些算法由于其参数是预先设定的,因而往往仅适用于特定的网络环境,难以根据网络环境的变化和服务提出的具体需求描述自行调整算法中的参数.因此,我们需要一种拥有自主学习能力的选路算法来适应多样化的网络环境以及多样化的服务需求,从而使得传输效率得到最大的优化.

本文针对多路径并行传输提出了一种拥有自主学习能力的路径选择算法.算法为一个包括自学习、选路策略、实际传输和服务需求 4 个主要部分的闭环学习系统.实验测试结果证明了自学习选路算法的可行性,并展示了自学习选路算法的具体学习过程.测试结果还证明了该算法能够很好的适应网络的实时变化,对参数组合做出合理的调整.

## 2 自学习选路算法

### 2.1 自学习选路算法总体框架

本文针对多路径并行传输,提出了一种基于自主学习的选路算法,其总体框架结构如图 1 所示,主要包括 4 个部分:自学习部分、选路策略部分、实际传输部分和服务需求部分.

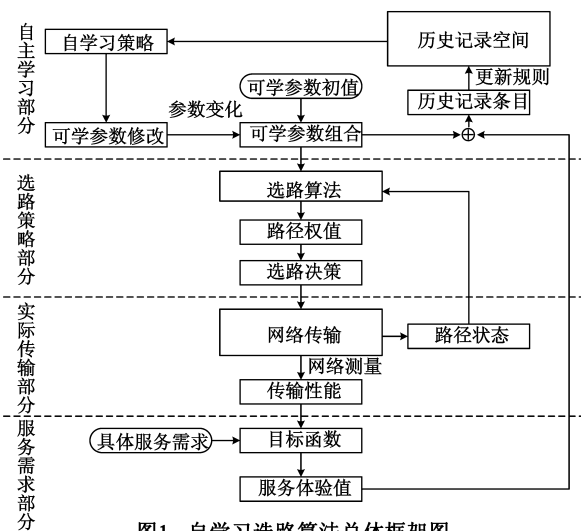


图1 自学习选路算法总体框架图

自学习部分是该算法最核心的部分.其首先需要先在路径选择算法中选取若干个可学参数,这些可学参数将直接影响到选路决策的结果,从而影响着实际传输的传输性能.特定的可学参数组合在当前的网络状态下,将对应着一组特定的传输性能,进而根据具体服务需求对应着一个用户体验值.这样的可学参数组合

与体验值的对应关系,将形成一个历史记录条目.系统将保存一系列历史记录条目构成历史记录空间,并通过指定的更新规则对其进行管理.历史记录空间将为自主学习提供判决依据,系统将按照指定的自主学习策略对历史记录空间进行分析,从而提出对当前可学参数组合的优化修改方案.因此,自学习选路算法通过对可学参数组合的不断尝试,逐渐学习到对应于当前网络状态以及具体服务需求的最佳可学参数组合,从而实现优化用户体验的最终目的.

选路策略部分是路径选择的实际执行部分,其使用一种基于路径权值的选路方式,依据路径的当前状态和设定的可学参数组合来计算当前的各路径权值,并选取路径权值最大的路径作为下一个数据包的发送路径.因此,该部分的核心内容为具体路径权值计算函数的设定.

实际传输部分是数据传输的真正执行部分,数据包通过实际的网络链路被传输到对端,该过程中产生了具体的传输性能度量,如吞吐量、时延、丢包率等.本部分是自学习选路算法无法控制的一部分,其取决于网络的实时状态,我们只能通过网络测量的方式得到其最终的传输性能指标.

服务需求部分是算法对上层应用的接口部分,其使得自学习选路算法能够根据具体服务提出的需求信息进行自主学习,从而满足服务的多样化需求.目标函数将按照具体服务提出的需求信息,对网络传输的性能进行整合,最终得到一个评价,即服务体验值.

### 2.2 选路策略部分

本文提出的路径选择算法是基于路径权值,因而其核心为路径权值计算函数的制定.这种路径选择算法兼容了绝大多数现有的选路策略,如 Max CWND 策略只需设定路径权值计算函数直接等于 CWND 就可以实现,而 Min RTT 策略只需设定函数等于  $\max(RTT) - RTT$ ,也就可以实现.

本文提出的路径选择策略是基于路径之间的使用比例  $w$ ,该使用比例为设定的可学参数组合.而路径选择算法则是保证多条路径按照设定的使用比例发送数据包,使得路径中实际的数据发送量比例最接近于设定的使用比例.

$$d_i = d_i + \text{send\_size}$$

$$\text{更新法 1: 若 } \sum d_i > 100000, \text{ 则 } d_i = d_i/2 \quad (1)$$

$$\text{更新法 2: 周期更新(1s), } d_i = d_i/2$$

为实现该选路思路,本文为每条路径添加了一个实际发送量计数  $d$ ,其反映该路径近期的数据发送量.在发送数据包时,该路径的发送量计数增加,其增长值为发送数据包的大小,单位为 Byte.此外,本文设计了如式(1)所示的 2 种更新机制:一种为当各条路径的发送

量计数总和超过某一门限时,则将每条路径的发送量计数减半;另一种为每当与上次更新时间相隔大于指定周期时,则将每条路径的发送量计数减半.这两种更新机制都既确保了发送量计数不会超范围,又保证了各路发送量计数的比例值不变.在后续的实际测试中,主要由更新法 2 发挥作用,其更新周期约为 1s.

路径选择策略则可转化为保证路径的实际使用比例  $d_i/\sum d_i$  最接近于设定使用比例  $w_i/\sum w_i$ .因此定义路径权值计算函数为路径设定使用比例与实际使用比例的正向偏差,如式(2)所示.每次传输选择正向偏差最大的路径则可以使得各条路径实时按照设定的比例发送数据.路径权值:

$$q_i = \begin{cases} w_i/\sum w_i - d_i/\sum d_i, & w_i/\sum w_i \geq d_i/\sum d_i \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

### 2.3 自学习部分

自学习部分是自学习选路算法中最核心的部分,其目标是通过分析可学参数组合和实际服务体验值之间的变化关系,对可学参数进行逐步优化,从而得到最佳的服务体验值.自学习部分主要包括 3 个重要内容:可学参数的选取、历史记录空间的管理和学习策略的制定.

#### 2.3.1 可学参数的选取

根据 2.2 节中的路径选择策略,本文选取路径之间的使用比例  $w$  作为可学参数.每条路径的使用比例  $w_i$  表示该路径发送数据量占总发送量的比值,其单位是%,范围是 0~100.该参数将直接影响到各个路径的吞吐量.例如,两条路径的带宽分别为 600Kbps 和 400Kbps,当  $w = \{50, 50\}$  时,最可能的路径吞吐量为 400Kbps 和 400Kbps;而当  $w = \{80, 20\}$  时,最可能的路径吞吐量为 600Kbps 和 150Kbps;只有当  $w = \{60, 40\}$  时,路径吞吐量才最可能为 600Kbps 和 400Kbps.

#### 2.3.2 历史记录空间

将指定的一组可学参数带入到选路策略中,并根据实际传输所得的传输性能计算出相应的服务体验值,从而形成了一个可学参数组和实际服务体验值的对应关系,即一个历史记录条目.历史记忆空间中 will 存储若干个历史记录条目,当新的记录条目到来时,历史记忆空间根据指定的更新规则,将新条目存入记忆空间内,并遗忘相应的旧条目.

#### 2.3.3 学习策略

本文采用轮流学习的方式,每次学习主要变化其中的一个可学参数,其它可学参数仅仅进行随变.易知可学参数的数量将会直接影响到自学习算法的学习时间,因而建议的参数数量不大于 4.

自学习策略函数得到的参数调节方案  $\Delta w$ ,仅为针

对本次学习主变参数的调节量  $\Delta w_m^t$ .主变参数将根据该调节方案修改其数值,其它随变参数则在保证相互比例的前提下进行随变,确保所有可学参数的总和仍然为 100,具体如式(3)所示,其中  $m$  为主变参数的序号.

$$\text{主变参数: } w_m^{t+1} = w_m^t + \Delta w_m^t$$

$$\text{随变参数: } w_i^{t+1} = (100 - w_m^{t+1}) \cdot w_i^t / \sum_{j \neq m} w_j^t, \quad i \neq m \quad (3)$$

本文设计的自学习策略函数包括 2 种形式:指数学习法和导数学习法.

#### (1) 指数学习法

指数学习法的核心思想是,每次学习产生的调节量  $\Delta w$  按照指数的形式变化.若主变参数的变化使得最终目标值上升,说明该变化方向是正确的,则维持该变化方向,继续学习该主变参数,并将调节量  $\Delta w$  乘以相应的系数  $k^+$  (大于 1);若主变参数的变化导致最终目标值下降,说明该变化方向是错误的,则需重新加载学习前的参数值,改变其变化方向,将调节量  $\Delta w$  乘以相应的系数  $k^-$  (小于 1),并将主变参数设定为下一个可学参数.具体计算如式(4)所示,其中  $m$  表示主变参数的序号.

$$\begin{aligned} \text{若 } G^t \geq G^{t-1}, \quad \text{则 } \Delta w_m^t &= k^+ \cdot \Delta w_m^{t-1} \\ \text{若 } G^t < G^{t-1}, \quad \text{则 } \Delta w_m^t &= (-1) \cdot k^- \cdot \Delta w_m^{t-1} \end{aligned} \quad (4)$$

指数学习法中的系数  $k^+$  使得当参数值离最佳值相差较远时,其能够以指数形式增加学习步长  $\Delta w$ ,从而缩短学习时间;系数  $k^-$  使得当参数值离最佳值相差较近时,在上下波动过程中不断的减小学习步长  $\Delta w$ ,从而逐渐趋于稳定.本文在后续测试中使用的系数值为  $k^+ = 1.5, k^- = 0.5$ .

#### (2) 导数学习法

指数学习法的核心思想是,每次学习产生的调节量  $\Delta w$  与前次学习的最终目标值变化率成正比.主变参数的调节量  $\Delta w$ ,等于某个固定系数  $k$  乘以最终目标值变化量与前次学习主变参数调节量的比值,即最终目标值针对主变参数的导数.同样,若主变参数的变化导致最终目标值下降,说明该次学习是错误,除按照导数法计算调节量  $\Delta w$  外,还需重新加载学习前的参数值,并将主变参数设定为下一个可学参数.具体计算如式(5)所示.

$$\Delta w_m^t = k \cdot (G^t - G^{t-1}) / \Delta w_m^{t-1} \quad (5)$$

导数学习法中的系数  $k$  能够有效调节学习速度与稳定性之间的关系.若系数  $k$  较大,则主变参数变化迅速,学习速度较快,但是最终目标值  $G$  的随机波动也会引起主变参数较大浮动,因此学习的稳定性较差;而若

系数  $k$  较小,则主变参数变化缓慢,学习速度较慢,但是最终目标值  $G$  的随机波动并不会引起主变参数较大浮动,因此学习的稳定性较好.本文先后测试了  $k = 0.25, 0.5, 1$  三种系数值,当  $k = 0.25$  时单次学习的调节量  $\Delta w$  在 2 以下的概率较高,学习速度过于缓慢; $k = 1$  时单次学习的调节量  $\Delta w$  在 10 以上的概率较高,最终学习结果难以稳定;而  $k = 0.5$  的学习速度与稳定性较为适中,因此后续测试中导数学习法的系数值选取为  $k = 0.5$ .

### 3 测试结果

本文通过测试验证了自学习选路算法的可行性、收敛性和稳定性,并将该算法与现有的几种选路算法进行了效果对比.

#### 3.1 实验环境

测试环境由两台终端设备和一台广域网模拟器组成,所有的 3 台机器全部使用 Linux 操作系统,并统一使用 2.6.28 内核版本.我们只修改了服务器端的内核程序,以实现本文提出的自学习选路算法.在服务器和客户端之间一共建立了 3 条相互独立的可用路径,每条路径上的性能参数由广域网模拟器进行设定.如上文学习策略中所述,路径数量将会影响到算法自学习速度,最常见的双路径环境将会比本环境具有更佳的算法收敛速度和稳定性,而根据建议路径的最大数量最好不要超过 4.

本文选择使用最为常见的文件下载服务作为测试例,根据该服务只关注传输速度的特点,计算服务体验值的优化目标函数被定义成等效于传输总吞吐量的

形式.

#### 3.2 自学习过程

为了测试自学习选路算法对不同网络环境的适应能力,在传输的过程中,我们将先后 2 次修改网络环境参数.测试环境的具体参数设置如表 1 所示,三条路径是按照延时排序的.路径的带宽分别在 160s 和 360s 时刻进行了变动,其中 160s 的变化较为剧烈,而 360s 的变化主要是路径 1 的带宽得到大幅度提升.

表 1 具体环境参数

传输路径	单向延时 (ms)	抖动 (ms)	带宽 (Kb/s)		
			0 ~ 160s	160 ~ 360s	360 ~ 520s
路径 1	30	5	400	100	800
路径 2	50	5	800	400	500
路径 3	75	5	300	600	700

本文针对指数法和导数法两种学习策略分别进行了实验测试.图 2(a)所示为指数学习法的学习过程,而图 2(b)为导数学习法的学习过程,从图中可知这两种学习策略针对 3 种不同网络环境都能经过特定的学习期,逐渐进入稳定期.分析图 2 可知,指数学习法针对 3 种网络环境的学习期长度分别为 72s(0 ~ 72)、64s(161 ~ 224)、10s(361 ~ 370),而导数学习法针对 3 种网络环境的学习期长度分别为 19s(0 ~ 19)、89s(161 ~ 249)、10s(361 ~ 370).其中导数学习法在针对第二时段(160 ~ 360)的学习过程中,前 48s(161 ~ 208)由于网络性能变化较为剧烈,其没能探测到正确的学习方向,因而处于了学习的停滞期,但当算法探测出正确学习方向后,系统最终仍然能通过自学习得到合理的参数组.

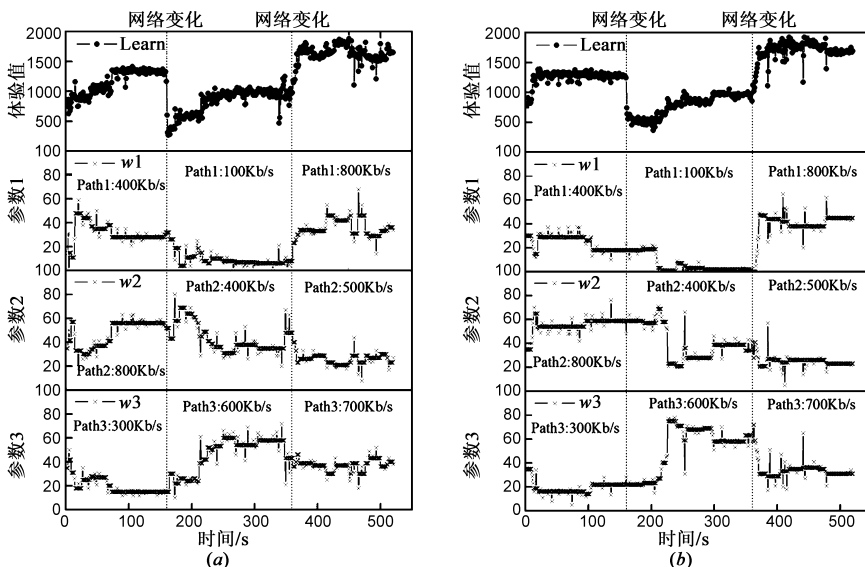


图2 自学习过程

### 3.3 自学习的收敛性和稳定性

为了验证自学习选路算法的收敛性和稳定性,本文选择使用3种不同的初始可变参数组作为自学习的起点,分别对指数学习法和导数学习法进行了测试.测试的网络环境参数为表1中0~160s时段的参数设置,本测试的持续时间为250s,中途不再进行网络参数变化.

不同初始值条件下的指数学习过程和导数学习过程分别如图3和图4所示,图中曲线的标注初始136(图中黑圆圈)、初值613(图中深灰叉)和初值361(图中灰三角)分别代表着 $\{10, 30, 60\}$ 、 $\{60, 10, 30\}$ 和 $\{30, 60, 10\}$

这3种学习初值.本测试环境下理论最佳参数配比为 $w = \{27, 53, 20\}$ ,因此可知初值361与理论最佳参数配比最接近,其次为初值136,最后为初值613.分析可得到以下重要结论:

(1)指数学习法和导数学习法都拥有收敛性,即自学习过程能够收敛于理论最佳参数组附近;

(2)指数学习法和导数学习法都拥有一定的稳定性,即自学习过程进入稳定期后,参数配比的随机波动范围较小,并且指数学习法( $k^+ = 1.5, k^- = 0.5$ )的稳定性优于导数学习法( $k = 0.5$ );

(3)算法的学习速度、学习期长度取决于初始参数

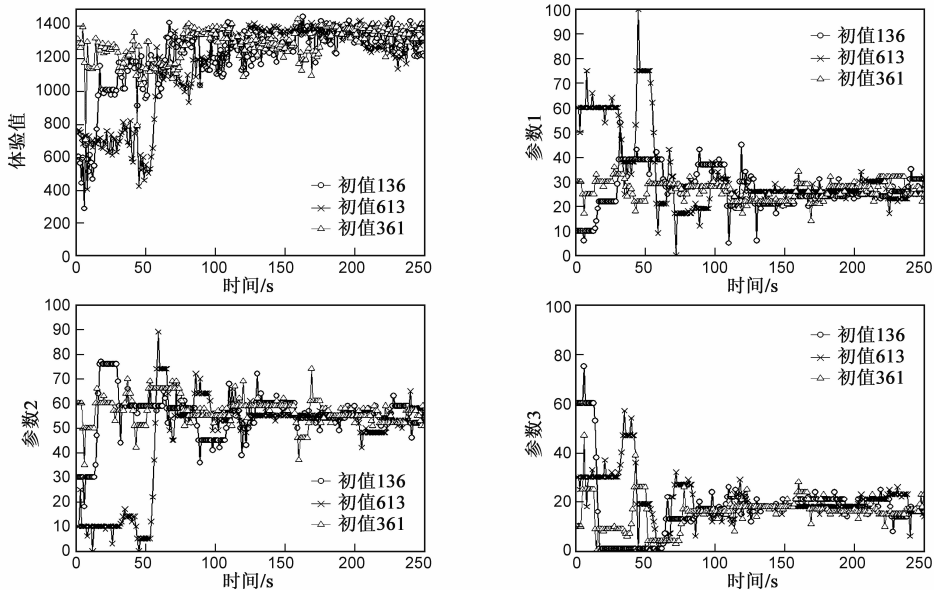


图3 不同初值条件下的指数学习过程

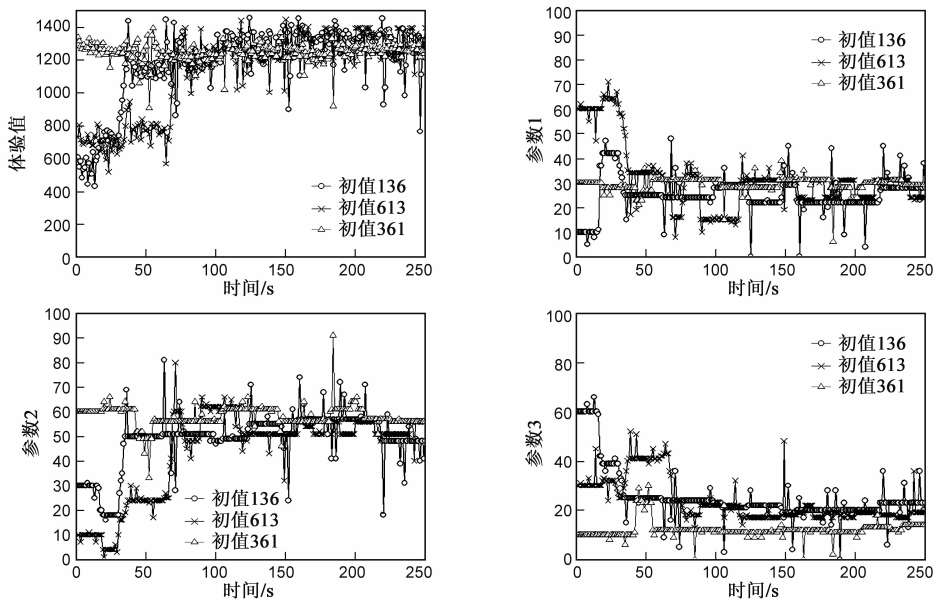


图4 不同初值条件下的导数学习过程

组与理论最佳参数配比之间的偏差. 因此在 3.2 节中, 160s 网络变化对应的学习期较长, 而 360s 网络变化对应的学习期则较短;

(4) 两种学习策略的学习期长度虽与初值理论最佳值偏差相关, 但都基本在 100s 以内. 因而本文提出的选路算法适用于较为长期的数据传输, 如大型文件下载服务, 而对于短期的数据传输, 该算法的优化效果则会较难体现.

### 3.4 性能比较

本文使用了两种现有选路策略与自学习选路算法的效果进行比较. Max CWND 为典型的宽路优先策略, 其选择使用拥有最大 CWND 值的路径传输数据包, FreeBSD 7.2 版本中使用的就是该选路策略. Max (C-O)/B 为典型的空闲路优先策略, 其通过 CWND 减去已发送数据量再除以带宽估计值的形式计算路径空闲率, 并使用空闲率最高的路径传输数据包, 其由 F Perotto 等人提出<sup>[3]</sup>, 并在 Linux 中加以实现. 4 种多路径选路算法的性能比较如图 5 所示, 分析可得以下重要结论:

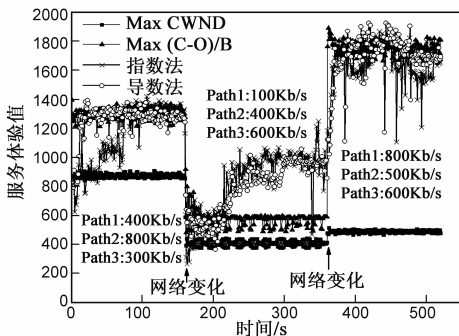


图5 性能比较

(1) 空闲路优先策略 Max (C-O)/B 在时段一三中与自学习选路算法性能相似;

(2) 而在时段二中 Max (C-O)/B 的性能明显劣于自学习选路算法. 其主要原因是由于路径 1 为三条路径的最快路径, 而时段二中路径 1 的性能非常低, 带宽仅为 100Kb/s, 传统的路径选择算法难以避免这种低性能快速路径对整体传输带来的影响, 因而导致整体传输性能低下. 而自学习选路算法, 通过自主学习, 能够尽量避免使用这种低性能路径, 在稳定期内该路径的使用比例  $w_1$  仅为 6% (指数学习法) 和 3% (导数学习法), 甚至明显低于了理论最佳值 9%, 从而尽可能的避免了该路径对整体传输带来的负面影响;

(3) 相比 Max (C-O)/B 策略, 自学习选路算法将时段二最终的服务体验值提升了近 1 倍;

(4) Max CWND 策略在三个时段内的性能都劣于自学习选路算法.

## 4 结论

本文提出一种基于自主学习机制的多路径选路算法, 对其进行了设计实现, 并推荐了两种有效可行的自学习策略. 通过实验测试以及和传统选路算法的性能对比, 得出了以下重要结论: ① 自学习选路算法能够经过学习期的自主学习, 逐渐寻求到最佳的可变参数组合进入稳定期, 从而能够很好的适应网络环境的变化; ② 学习期的长度取决于当前参数组与最佳参数组之间的偏差, 当网络变化时其等价于该次变化的剧烈程度, 简单网络变化仅需 10 ~ 20s 的学习期就可迅速进入稳定期, 而复杂网络变动需要的学习期较长, 但基本仍在 100s 以内; ③ 自学习选路算法有较好的收敛性和稳定性, 可变参数组的初始设定并不会影响到学习结果, 仅会影响学习期长度; ④ 具体服务能够根据其服务需求制定优化目标函数, 从而使得自学习选路算法能够很好的适应多样化的具体服务需求; ⑤ 自学习选路算法能够通过自主学习机制对最终的服务体验值进行优化, 其最终优化值不低于传统选路算法, 并在特定的网络环境条件下, 相比传统选路算法, 其能够将最终服务体验值提升近 1 倍.

### 参考文献

- [1] R Stewart, Q Xie, K Morneault. Stream Control Transmission Protocol [S]. RFC4960, 2007.
- [2] J R Iyengar, P D Amer, R Stewart. Concurrent multipath transfer using SCTP multihoming over independent end-to-end paths [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2006, 14 (5): 951 - 964.
- [3] F Perotto, C Casetti, G Galant. SCTP-based transport protocols for concurrent multipath transfer [A]. Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference [C]. Kowloon, China, 2007. 2971 - 2976.
- [4] A A E Al, T Saadawi, M Lee. A transport layer load-sharing mechanism for mobile wireless hosts [A]. Proceedings of the Second IEEE Annual Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops [C]. Orlando, FL, USA, 2004. 87 - 91.
- [5] A Ford, C Raiciu, M Handley and et al. Architectural Guidelines for Multipath TCP Development [S]. RFC6182, 2011.
- [6] K K Lam, J M Chapin, V W S Chan. Performance analysis and optimization of multipath TCP [A]. Wireless Communications and Networking Conference [C]. Cancun, Quintana Roo, Mexico, 2011. 695 - 700.
- [7] J R Iyengar, P D Amer, R Stewart. Receive buffer blocking in Concurrent Multipath Transfer [A]. GLOBECOM [C]. St. Louis, MO, USA, 2005. 121 - 126.

- [8] S Shailendra, R Bhattacharjee, S K Bose. Optimized flow division modeling for multi-path transport [A]. Proceedings 2010 Annual IEEE India Conference [C]. Kolkata, India, 2010. 1 – 4.
- [9] C Liu, S D Zhang, H Yan, H K Zhang. Self-adaptive path selection scheme in concurrent multipath transfer [A]. International Conference on Broadband Network & Multimedia Technology [C]. Beijing, China, 2010. 8 – 13.
- [10] F Song, H K Zhang, S D Zhang, F M V Ramos, J Crowcroft. Relative delay estimator for SCTP-based concurrent multipath transfer [A]. GLOBECOM [C]. Miami, FL, USA, 2010. 1 – 6.
- [11] 薛淼, 董平, 张思东, 张宏科. 一种基于端到端多路径的最优化流量控制算法 [J]. 电子学报, 2012, 40(3): 564 – 570.  
XUE Miao, DONG Pin, ZHANG Si-dong, ZHANG Hong-ke. An algorithm for optimal flow control based end-to-end multipath [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(3): 564 – 570. (in Chinese)
- [12] C Q Xu, E Fallon, Y Qiao, L Zhong, G M Muntean. Performance evaluation of multimedia content distribution over multi-homed wireless networks [J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2011, 57(2): 204 – 215.
- [13] C Q Xu, T Liu, J Guan, H Zhang, G M Muntean. CMT-QA: Quality-aware adaptive concurrent multipath data transfer in

heterogeneous wireless networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, PP(99): 1 – 16.

- [14] C Q Xu, F Zhao, J Guan, H Zhang, G M Muntean. QoE-driven user-centric VoD services in urban multi-homed P2P-based vehicular network [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, PP(99): 1 – 14.

### 作者简介



刘 畅 男, 1986 年 5 月出生于北京, 北京交通大学电子信息工程学院博士研究生, 主要研究方向为下一代互联网体系架构、传输协议。

E-mail: deathsmile522@gmail.com



宋 飞 男, 1983 年 4 月出生于河北, 博士, 讲师, 硕士生导师。主要研究方向为下一代互联网体系架构、网络协议分析与优化。

E-mail: fsong@bjtu.edu.cn