

# 区域航空市场航线客流量预测研究

路 川,胡欣杰

(装备指挥技术学院 信息装备系,北京 101416)

**摘 要:**为了有效地控制和合理地分配区域航空市场航线客流量,提高航空机场的效率,为航管决策部门提供制定计划的理论依据,在深入研究国内外航空客流量预测研究成果基础之上,针对区域航空市场的特点,提出了一个自顶向下的航线客流量预测模型。它包括总体趋势预测、中长期预测模型和短期预测模型三部分;并将神经网络和支持向量机构成的组合模型引入中长期预测模型中,使用神经网络实现短期预测模型;并结合 A 公司实际进行了实证研究,证明了该预测模型的有效性。文中研究成果对所有航管部门具有一定的指导意义。

**关键词:**航线客流量预测;神经网络;支持向量机;组合预测

**中图分类号:**TP182

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2010)04-0084-05

## Analysis of Regional Airline Passenger Forecast Title

LU Chuan, HU Xin-jie

(Department of Information and Equipment, Academy of Equipment Command  
& Technology, Beijing 101416, China)

**Abstract:** It is imported to planning for controlling and assigning airline passengers. Based on the research of domestic and international airline passenger forecast, a new top-down airline passenger forecast model is put forward for the characteristics of the regional aviation market. The model consists of three parts, a general trend forecast model, a long-term airline forecast model and a short-term airline forecast model. The long-term forecast model is established based on combination forecast theory consisting of neural network and SVM. The short-term forecasting model uses the neural network. Finally, a practical example from A company is given to forecast the long-term and short-term passenger flow, the result proves these models are effective. The result is imported for airline.

**Key words:** airline passenger forecast; neural network; SVM; combination forecast

## 0 引 言

从20世纪90年代以来,随着中国经济的快速发展以及对航空运输需求的急剧膨胀,中国民航业也获得了高速发展。虽然中国民航业发展很快,但与当今世界民航强国相比仍有较大差距。2002年我国民航平均客座率为64%,低于68%的盈亏平衡点。而同期国外一些先进航空公司的航班客座率均在70%以上。如果能将我国民航客座率提高到国际同一水平,则可使利润增加数倍。为了扭转民航经济效益和提高民航管理水平,我国的很多民航企业选择使用收益管理的方法做为解决途径。

收益管理理论主要有四个核心内容:流量预测、价

格策略、舱位控制和超售。其中流量预测是收益管理的决策基础,主要包括航线客流量预测、航班客流量预测、机场流量预测和航空公司市场份额预测等等。收益管理在此基础上实行动态定价、存量控制和超订策略来平衡供需,从而实现收益最大化。一旦预测出现大的偏差,将导致价格、存量分配水平和超订水平设置的不合理,从而使企业造成损失。

从国内外研究现状来说,流量预测集中在两个方面的研究:一是对影响因素的研究,如发现运输距离、机场吞吐量、人口密度、邮政电信业务总量、城市地面交通以及城市性质对我国航空客流量有比较明显的影响<sup>[1]</sup>;二是对预测方法的研究,如公认的比较稳健的增量法<sup>[2]</sup>,使用时间序列的方法进行预测,使用神经网络预测短期客流量<sup>[3]</sup>,使用支持向量机预测<sup>[4]</sup>,使用聚类方法进行航班预测<sup>[5]</sup>,引入组合预测提高准确性<sup>[6]</sup>,还有重力模型,灰色系统,GM(1,1)等等。

文中以国内某城市为基地机场的区域航空市场航线客流量为研究对象,通过对区域航空市场特征进行

收稿日期:2009-07-20;修回日期:2009-11-10

基金项目:中国民用航空总局计划项目(2007ky0019)

作者简介:路 川(1963-),男,硕士,教授,从事计算机网络、信息管理系统等教学和科研工作;胡欣杰,硕士,教授,从事信息管理系统、装备信息系统等科研和教学工作。

深入分析,提出了一个自顶向下逐步预测的航线客流量预测模型,并结合实例进行分析研究。希望通过模型的研究,能够帮助航空收益管理人员对未来客流量的变化有个更加深入的认识。

## 1 区域航空市场分析

文中所说的区域航空市场是指主要以一个基地作为运营中心的航空公司所面对的市场。一般来说,大型航空集团是由多个相对独立的分子公司组成,各分子公司面临的的就是区域航空市场;即使就大型航空集团本身而言,其面对的市场也可看作是多个区域航空市场组合而成的网络。

航空业做为一个比较成熟的行业,国内外有很多研究机构和咨询公司从事对其进行研究,IATA(国际航空运输协会)认为国内航空公司行业特点可以概括为高资本、高人力、高技术、高竞争、高风险、低收益。

旅客方面,根据出行方式,可以把航空旅客分为商务旅客和休闲旅客,这两类旅客群体具有极端化的不同偏好和行为特征。商务旅客一般可以报销机票费用,他们最为关心的是如何极大化工作时间。因而,对航空公司的服务要求,重点体现在对航班安排与调度上的多样化和灵活性,这些旅客常常临时更改行程计划,对服务要求很高,尤其对高频次的航班比较关心,常常是头等舱或商务舱座位的主要旅客,是常旅客旅程计划的主要对象。休闲旅客对价格比较敏感,而对航班时间安排和临时更改行程计划等方面的要求较少,尤其表现在休闲旅客不计较航班时间条件下购买价格低廉的机票旅行,对时间、航班、航空公司都不是很在意,同时在航空、铁路、公路、水运等运输方式中存在可替代性。

区域航空市场做为整个航空市场中的一个组成部分,具备上述这些特点的同时,根据不同区域的自身特性,区域航空市场也会有些特别之处,如以商务旅客为主的区域市场特征同以休闲旅客为主的市场特征相比,就有所不同。

## 2 航线客流量预测模型构建

### 2.1 模型结构

当前国际上航线需求预测一般采取两种思路来进行,即自顶向下的分解法和自下到上的综合法,前者又可以称为递减法或权值分流法<sup>[7]</sup>,即先预测宏观运输需求,然后按照微观需求占宏观需求的份额逐步分解,最终得到微观市场的需求预测结果,如波音预测,以及FAA的TAF预测;自下而上综合法是随着计算机技术的发展、微观数据基础逐步完善以及数据处理技术

和工具日渐成熟而逐步发展起来的方法,它以微观市场的需求产生为基础,通过加总得到宏观预测结果。尽管后一种方法可能得到宏观总量预测所难以得到的信息,对流量变化趋势有更深刻的认识,但从目前研究和使用情况来看,还很难在短时间内投入使用,因此采用自顶向下思路对航线客流量进行预测,如图1航线客流量预测模型。

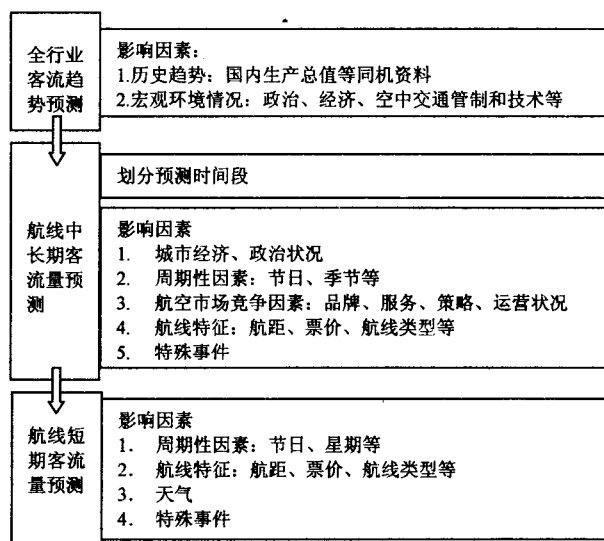


图1 航线客流量预测模型

该模型共分为3大部分,从全行业流量到航线中长期客流量预测,再到航线短期客流量预测,自顶向下,逐层分解。

**全行业客流量趋势预测。**首先是全行业客流量预测,即首先要对全行业的发展趋势和发展规律有所认识,才能对局部市场的情况有所了解,对前者认识全面、深刻,对后者的预测才能做的准确。这部分对于后面来说主要是起到指导意义,其关系类似于股市中的大盘和个股之间的关系。在全行业客流量预测中,考虑的因素包括历史趋势(国民生产总值等统计信息),环境状况(包括政治、经济、空中交通管制和航空技术等),对全行业运量数据进行分析预测。

在对全行业分析结束后,就可以进行中长期预测和短期预测,其中短期预测是以中长期预测结果为基础的,对时间段预测结果进行分解,得到每天的客流量数据。在进行这两部分预测时需要考虑的影响因素有所不同,在下两小节中将会详细论述。

### 2.2 航线中长期客流量预测模型

在进行该部分预测时首先需要对时间段进行划分,一般来说,航线客流量的中长期预测以年或月为统计单位,但是同国外航空市场相比,中国航空市场有其自身特点,季节性特点非常明显,比如春节黄金周、十一、五一、6、7、8、9月是旺季,但是由于春节在1、2月

的时间不确定,单纯采用按月划分会将相互关联的数据划分到不同的区间中,因此需要根据数据特征进行分析,对数据进行划分。

对中长期客流量的影响因素进行分析。深入分析历史数据和国内外研究成果后,发现客流量主要受到城市政治经济状况,周期性因素,航线特征,航空市场竞争因素以及特殊事件等因素的影响。

城市政治经济状况,如航线起降城市 GDP, GDP 结构,人口等等;航线特征,包括该航线类型(旅游线或商务线)、票价变动情况、航距等;周期性因素,和其他行业相比,航空业的周期性特征更为明显,节日等因素影响很大;航空市场竞争因素,是指市场中各个竞争对手的市场策略,服务水平,品牌等,如果某条航线上某一航空公司的市场策略是以占有率为主,采用低价的方式进行竞争,因而可能吸引更多的旅客坐飞机;特殊事件,是指外界发生的一些对当地航空市场甚至对经济、社会有重大影响的事件,其影响结果可能对经济环境造成正面或负面的影响,正面影响的事件如 2008 年北京奥运会等,负面影响的事件如空难、SARS 等。

预测模型方面,目前可以用来做中长期预测的方法众多,如时间序列、回归、神经网络等等。一般来说,神经网络模型广泛地应用于各种环境下的预测分析,特别是对于预测非线性系统,尤其是内部结构不清楚的系统拥有非常大的优势。因为其本身内部有极其复杂而庞大的模型库,同时只需要输入一些参数和输入数据,利用一些软件就可以让其进行学习然后就可以进行预测。而且从预测精度来看,高于线性模型。

但是神经网络的缺点也很明显,如不能使期望风险最小化,在理论上存在缺陷,常会出现需要确定网络结构、过学习与欠学习、局部极小点等问题。同神经网络相比,支持向量机运用结构风险最小化原则可解决神经网络所具有的一些缺陷,而且在训练样本很少的情况下具有很好的推广能力,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势。同时,支持向量机也存在一些缺陷,如核函数的选择,以及各个参数的细微改变都可能对预测结果产生巨大影响。

比较发现每种方法都不是万能的,如果能够综合利用各种方法的优点,组合起来进行预测,其预测效果肯定比利用单一预测方法的精度高。即使一个预测误差较大的预测方法,如果它包含系统独立的信息,当它与一个预测误差较小的预测方法组合后,完全有可能增加系统的预测性能。因此引入了由神经网络<sup>[8,9]</sup>和支持向量机<sup>[10]</sup>构成的组合预测方法来实现中长期预测,结构如图 2 所示。

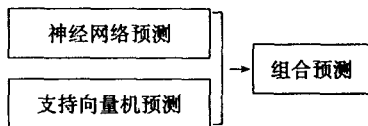


图 2 组合预测图

### 2.3 航线短期预测模型

该阶段模型预测出需求占总量的份额,根据中长期预测的总量进行计算,得到每天的预测值。

影响因素同中长期影响因素相比有所不同:周期性因素,如星期,节假日等;航线特征,票价大幅度调整对客流量影响比较大,如票价下降,一般情况下需求就会上升,也有例外,如民航航空难造成的影响,即使票价大幅下调,短期内需求也不会增加;两地的天气情况;特殊事件。

国际上航空收益管理系统中,在进行短期客流量预测时,往往采用增量法对目标日期的客流量反复进行修正,如在航班起飞前选择 21 个数据采样点,从半年前,三个月前,一个月前直到航班起飞前半小时,对航班客流量进行预测,预测效果比较好。但从当前国内航空公司信息系统现状来看,采用这种方法进行预测需要投入较大的时间和资金才可能实现,因此国内学者的研究主要集中在采用非增量法,通过分析客流量和影响因素之间的关系来进行预测。比较当前短期预测研究的情况,选择神经网络做为短期预测模型。

## 3 应用研究型

以 A 公司统计的 2005 年到 2008 年初在该机场起降的 6 个航线每天客流量数据为例,对航线客流量预测模型进行应用研究。

### 3.1 条件设定

在进行实例分析计算之前,先根据实际情况设定模型限制条件。

(1)全行业客流量预测部分。由于这一阶段主要起到对后面部分的指导作用,让使用者对行业变化趋势有所了解,因此本次应用研究中暂时不考虑全行业客流量情况,假定该部分已经实现。

(2)航线类型仅考虑商务线。商务线和旅游线的影响因素有明显不同,需要分别考虑,但是如何找全旅游线的影响因素和怎么进行相关因素的量化目前尚没有很好的方法,因此文中不再考虑旅游线的情况。

(3)航线中长期客流量预测模型。假定模型中的航空市场竞争并不激烈,彼此的市场策略是稳定的,没有过于激烈的市场行为,不存在对市场有很大危害的价格战,没有大幅度提高航班密度,消费者对各个航空公司的品牌、服务等认可度基本一致;假定未发生对

航空运输有很大影响的特殊事件。

(4)航线短期客流量预测模型。假定未发生对客流量影响很大的特殊事件,同时假定天气情况良好,不会影响航空运输。

3.2 航线中长期客流量预测

3.2.1 时间段划分

为了解决春运带来的问题,文中采用 60 天左右的周期划分时间段。时间段划分如表 1 所示,同时选取 3 组航线数据汇总,得到图 3。

表 1 时间段划分

时间段	划分范围
1	2006 年 1 月 15 日 - 2006 年 3 月 14 日
2	2006 年 3 月 15 日 - 2006 年 5 月 14 日
3	2006 年 5 月 15 日 - 2006 年 7 月 14 日
.....	.....

此种划分方法可以有效地解决春节等节日问题。通过对数据的分析,发现受春运影响的时间是农历大年三十前 5 天左右和之后的 10 天左右。同时,大年三十一一般在公历 1 月 20 到 2 月 20 号之间变动,单纯采用按月汇总或 2 个月汇总,难免会将部分受春运影响的时间点数据合并到其他时间段之中。使用这种划分方法不但能够把受春节影响的时间段完整地合并到一个时间段内,而且将十一、五一等数据也分别完整地合并到各自的时间段之中。同时,汇总后的数据很好地反映出了各个航线的客流量变化趋势。

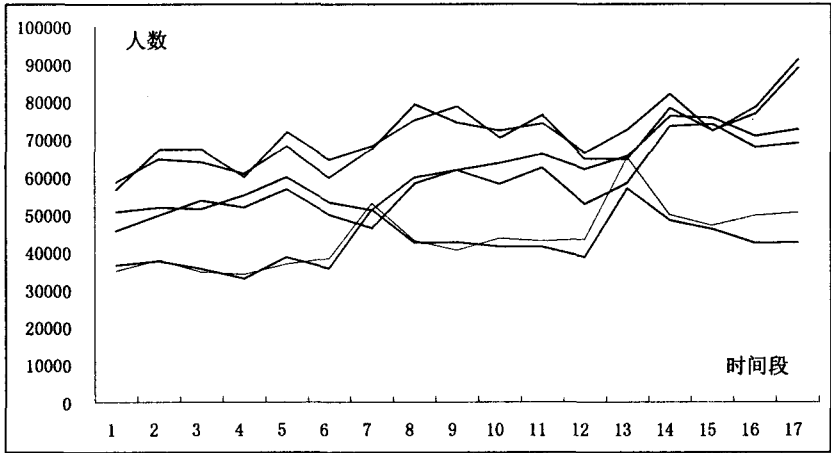


图 3 分段汇总后的数据示例

3.2.2 数据预处理

首先对试验数据补充缺失值,处理异常点,同时采用公式(1)对数据进行归一化处理,变换后的结果都在[0,1]之间。

$$X'_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{1}$$

式中,原始数据的最大值为  $X_{\max}$  和最小值为

$X_{\min}$ ,  $X_i$  和  $X'_i$  分别为归一前后的数据增加虚拟变量 ( $V1, V2, V3$ )表示汇总后的时间段,如(0,0,1)表示第一个时间段,(0,1,0)表示第二个时间段,依此类推<sup>[8]</sup>。

3.2.3 影响因素分析

对数据中的变量进行相关性检验,发现长期客流量受到 GDP、第三产业 GDP、邮电业务总量、起降架次和机场吞吐量等因素的影响,和文献[1]中的结果比较相似,因此使用这几个变量进行计算。

3.2.4 预测及结果分析

处理好的数据共 108 个,使用其中前 72 个数据做为训练数据,后 36 个数据做为测试数据。

(1)神经网络预测。输入节点数 16 个,输出节点数 1 个,通过反复试验,训练函数选择 traingdx,传输函数用 tansig 和 logsig。设置期望误差为 0.0001,隐藏节点数 9 个,学习步数为 30000,学习率为 0.01。

(2)支持向量机预测。笔者使用的工具是 Lib-SVM,反复试验后,参数设置为 -s 使用 3 (epsilon - SVR),核函数使用 Sigmoid 型内积函数, -g 设置为 0.087, -c 设置为 10000, -e、-p 使用工具默认设置即可。

(3)组合预测。组合模型的权重确定有很多方法,如:算术平均法、方差倒数法和均方倒数法等。综合考虑数据和模型预测的精度,文中采用线性规划法进行权重的确定,如下:

$$\begin{aligned} \text{Min} Q &= \sum_{i=1}^m |w_1 x_i^{(1)} + w_2 x_i^{(2)} - x_i| \\ \text{s. t. } &\begin{cases} w_1 + w_2 = 1 \\ w_1, w_2 \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{2}$$

式中的  $m$  是历史数据的个数,  $x_i$  表示  $t$  时刻的真实数据,  $x_i^{(1)}$  表示第一种方法在  $t$  时刻计算出的结果。计算得到权重为 0.6058 和 0.3924。

(4)同时,为了进一步比较,使用 Holt - Winters 方法进行验证,分别得到 6 条航线的平滑系数,计算出测试数据结果。表 2 即为结果比较。

表 2 各种预测方法结果比较

	平均绝对误差	平均相对误差	平均平方误差
神经网络	5480	0.08844	51981619
支持向量机	6891	0.10434	74093833
组合预测	4875	0.075373	39511799
Holt - Winters	6109	0.09268	55733345

### 3.3 航线短期客流量预测

训练数据集和测试数据集使用与 3.2 节中相同的数据范围。

#### 3.3.1 影响因素分析

根据 2.3 节和 3.1 节的相关论述,短期预测中的影响因素主要使用周期性因素,年、月、日、星期,考虑的节日为春节、五一和十一,同时通过对数据的研究,发现每年春节期间客流量发生跳变的时间有所不同,因此增加了表示农历日期的变量,范围参考每年国家规定的春运起始结束时间,即从农历 12 月 17 日到农历 1 月 24 日。

#### 3.3.2 数据预处理

将目标变量转换为该段时间范围内客流总量所占的比重,使用公式(1)对数据进行归一化处理,并增加相应的虚拟变量。

#### 3.3.3 预测及结果分析

处理好的数据每条航线有 1095 个数据,前 730 做为训练数据,后 365 个做为测试数据。

神经网络预测。输入节点数为 14,输出节点数为 1,训练函数经过试验选择 traingdx,传输函数用 tansig 和 logsig。设置期望误差为 0.0001,学习步数为 30000,反复试验后,得到了每条航线的隐藏节点数和学习率,分别为(6,0.01),(6,0.01),(7,0.01),(9,0.1),(6,0.05),(9,0.15)。对测试数据集中 6 个航线分别进行预测,得到 6 组航线每天客流量所占该时间段客流总量比重的预测值,使用航线中长期预测模型计算得到的总量进行变换,得到每天客流量情况。图 4、图 5 分别是航线 1、航线 2 预测结果,其中实线表示预测值,虚线表示真实值。

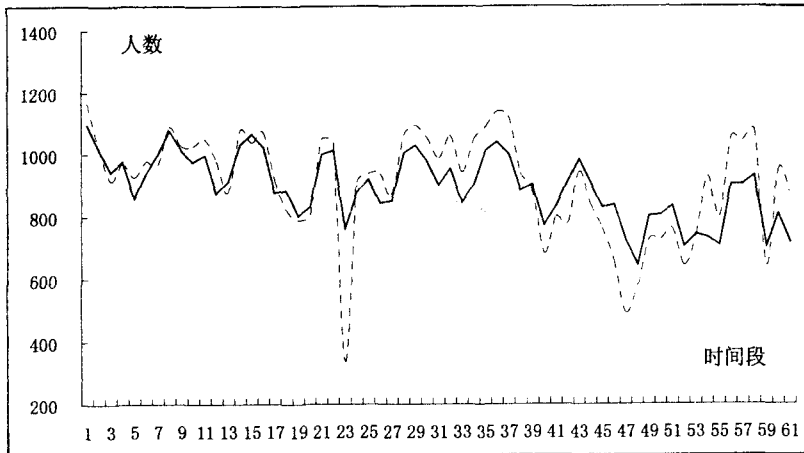


图 4 航线 1 预测结果

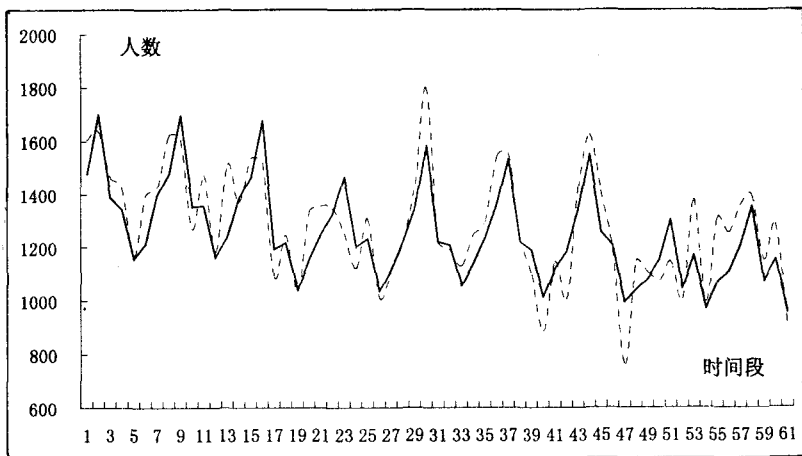


图 5 航线 2 预测结果

同样,使用 Holt - Winters 方法对结果进行比较,表 3 是对短期预测的结果分析,从表和图中可以得到如下结论:短期预测模型可以比较准确地描述出未来的客流量变动趋势,能够帮助航空受益管理人员比较清晰地认识到未来客流量的变动情况,部分航线的预测结果还是比较准确,证明短期预测模型基本是有效的。

表 3 航线预测结果分析

航线	神经网络		Holt - Winters	
	平均绝对误差	平均相对误差	平均绝对误差	平均相对误差
航线 1	97.86	0.0876	267.44	0.2348
航线 2	92.487	0.1436	306.23	0.3483
航线 3	105.36	0.1094	223.39	0.2113
航线 4	117.22	0.1077	338.67	0.3614
航线 5	177.24	0.1484	523.24	0.4843
航线 6	105.57	0.146	299.33	0.3228
平均值	115.96	0.1238	326.38	0.3272

但同时也要要看模型的缺陷,模型对部分航线的精度不是很理想,预测值较真实值更加平稳,但在客流量变动较大时很难准确预测,,笔者认为出现此种问题是由于缺少某些影响因素造成,例如图中真实数据的极值很可能就是受到天气或某些特殊事件的影响,同时,如果将每天的平均票价等价格因素增加到模型中,也应该能够提高模型的预测精度。

## 4 结束语

文中按照自顶向下的方式构建了一个区域航空市场航线客流量预测模型,并通过实例验算证明该预测模型是具有实际意义的,能够帮助航空管理人员清晰地认识到未来航线客流量变化趋势,从而更好地

(下转第 92 页)

#### 4 结束语

散发等待路由协议综合了蔓延路由协议的快速以及直接传输路由协议简单健壮的特点。它可以被看作是介于单复制策略和多复制策略之间的折衷(trade-off)方式。在报文传递数目和延迟方面,散发等待在大多数场景下要比所有其他的单复制和多复制策略表现的要好<sup>[1]</sup>。但是,散发等待路由报文副本的散发具有一定的盲目性和随机性。文中基于节点能量对散发等待路由进行了改进。仿真结果表明,提出的方法可以得到比散发等待路由更好的性能。同时,它还可以提高整个网络的存活率。

目前,文中提出的策略只是一种将能量和散发等待路由的简单结合。在未来,将研究是否存在更佳的结合方式。另外,将继续进行的工作是研究节点剩余能量对 PROPHET 路由协议的影响。

PROPHET 中,节点 A 和节点 B 间的投递预测值(delivery predictability)  $P_{(a,b)}$  只由  $P_{(a,b)old}$  (上一个时刻 A、B 间的投递预测值) 和初始化常量  $P_{init}$  决定<sup>[7]</sup>,而并没有考虑节点 B 的剩余能量,如果节点 B 的剩余能量很低,那么即使  $P_{(a,b)old}$  等于 1,它也不适合作为下一跳节点。

#### 参考文献:

- [1] Fall K. A delay-tolerant network architecture for challenged Internets[C]//In: Proc. of the 2003 Conf. on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications. Karlsruhe: ACM, 2003:27-34.
- [2] 熊小兵,舒辉,董卫宇.基于简化 OSPF 协议的自组织网

(上接第 88 页)

开展收益管理工作。同时也要看到,该模型尚有很多地方需要继续研究完善,例如考虑采用更为科学的方法划分时间段,在预测过程中考虑更多的影响因素,引入新的预测方法到中长期和短期的预测模型中,建立更为精确的预测模型,为我国航空业收益管理提供更好的参考手段。

#### 参考文献:

- [1] 张永莉,张晓全.我国城市间航空客运量影响因素的实证分析[J].经济地理,2007,27(4):658-660.
- [2] Weatherford L R, Gentry T W, Wilamowski B. Neural network forecasting for airlines: A comparative analysis[J]. Journal of Revenue and Pricing Management, 2003, 1(4): 319-331.
- [3] Zickus J. Forecasting for Airline Network Revenue Management: Revenue and Competitive Impacts [EB/OL]. 2005.

络[J].计算机工程,2009,35(4):121-124.

- [3] Becker V D. Epidemic routing for partially connected ad hoc networks[R]. Durham, NC: Department of Computer Science, Duke University, 2000.
- [4] Spyropoulos T, Psounis K, Raghavendra C S. Spray and wait: An efficient routing scheme for intermittently connected mobile networks[C]//In: Proc. of the 2005 ACM SIGCOMM Workshop on Delay-Tolerant Networking. Philadelphia: ACM, 2005:252-259.
- [5] Spyropoulos T, Psounis K, Raghavendra C S. Spray and Focus: Efficient Mobility-Assisted Routing for Heterogeneous and Correlated Mobility[C]//Pervasive Computing and Communications Workshops (PerComW'07). [s. l.]: IEEE, 2007.
- [6] Xue Jingfeng, Fan Xiumei, Cao Yuanda, et al. Spray and Wait Routing Based on Average Delivery Probability in Delay Tolerant Network [C]//2009 International Conference on Networks Security, Wireless Communications and Trusted Computing. [s. l.]: [s. n.], 2009.
- [7] Lindgren A, Doria A, Schelén O. Probabilistic routing in intermittently connected networks[J]. ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 2003, 7(3): 19-20.
- [8] Shah R C, Rabaey J. Energy Aware Routing for Low Energy Ad Hoc Sensor Networks[C]//IEEE WCNC. Orlando, FL: [s. n.], 2002:17-21.
- [9] Abdulla M, Simon R. The Impact of the Mobility Model on Delay Tolerant Networking Performance Analysis [C] // in Proceedings of Annual Simulation Symposium (ANSS'07). [s. l.]: IEEE, 2007:177-184.

<http://icat-server.mit.edu/Library/>

- [4] 冯兴杰,魏新,黄亚楼.基于支持向量回归的旅客吞吐量预测研究[J].计算机工程,2005,31(14):172-173.
- [5] Fan Wei, Chi Hong. Cluster Model for Flight Demand Forecasting[C]//Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation. 2004. <http://air.mit.edu/>
- [6] 崔德光,吴淑宁,徐冰.空中交通流量预测的人工神经网络和回归组合方法[J].清华大学学报:自然科学版,2005, 45(1):25-37.
- [7] 吴金花,孙德山.加权支持向量回归的权值确定方法[J].计算机技术与发展,2009,19(6):135-139.
- [8] 杜华英,赵跃龙.人工神经网络典型模型比较研究[J].计算机技术与发展,2006,16(5):97-100.
- [9] 王建雄,刘应龙.基于人工神经网络的数字识别系统的研究[J].计算机技术与发展,2006,16(5):26-29.
- [10] 胡蓉.多输出支持向量回归及其在股指预测中的应用[J].计算机技术与发展,2007,17(10):226-229.