

机场建设总进度计划延期分布及贝叶斯估计

贾广社, 宋明礼, 吴陆锋, 张普伟

(同济大学 经济与管理学院, 上海 200092)

摘要: 基于机场建设工程实践中的工作分解结构及跟踪数据, 根据工程不同子系统延期工作发生频数分布, 从总体角度、系统角度刻画总进度计划延期风险; 针对机场工程总进度计划进度违约数据数量少、获取难度大的特点, 采用贝叶斯方法估计分布参数, 使用马尔科夫蒙特卡洛(Markov chain Monte Carlo, MCMC)模拟实现贝叶斯方法的计算。研究展示了从项目整体和宏观角度刻画机场建设工程不同子系统延期风险的途径; 不同分布模型的MCMC参数估计结果显示稳健性优势。同时, 贝叶斯方法的应用能够集成定性数据和实践经验, 并允许该模型的持续更新和优化。

关键词: 机场建设项目; 延期发生频数; 总进度计划跟踪管理; 贝叶斯推断; 马尔科夫蒙特卡洛模拟

中图分类号: F281

文献标志码: A

Schedule Default Distributions and Bayesian Estimation in Airport Construction Master Schedule Management

JIA Guangshe, SONG Mingli, WU Lufeng,
ZHANG Puwei

(School of Economics and Management, Tongji University,
Shanghai 200092, China)

Abstract: Based on the WBS (work breakdown structure) in practice, a probability distribution of delayed activity frequency is proposed to depict schedule default risks in different subsystems of airport construction project from an overall and systematic perspective. Considering the lack of schedule default data, Bayesian methods are employed to estimate the distribution parameters. In particular, MCMC (Markov chain Monte Carlo) simulations are applied as computational scheme to obtain Bayesian estimates. The research process shows the way to model schedule default risks for different subsystems of airport construction

project. The application of the MCMC method to estimate the parameters shows advantages in robustness according to different choices of distributions. The use of Bayesian methods makes it possible to integrate qualitative information, and constantly update the model during the construction in the future.

Key words: airport construction projects; frequency of delayed activities; master schedule tracking management; Bayesian inference; Markov chain Monte Carlo simulations

建设工程总进度计划编制和跟踪管理是指, 在大型建设项目前期, 编制一个指导整个工程设计准备、设计、采购、施工、动用前准备等方面进度的纲要型进度计划, 并定期跟踪计划的完成情况, 提出管理建议^[1]。施工进度计划往往由施工单位编制; 而总进度规划不仅需要考虑到施工进度, 还需要从项目整体角度考虑其他工作进程及进度风险因素, 是由建设单位或建设单位委托专门的总进度计划管理单位进行编制和跟踪管理, 总进度计划跟踪管理属于项目总控的工作范畴^[1-2]。在我国近20年的机场建设工程实践中, 总进度计划的编制与跟踪管理显示出重要作用, 对国内14个大型机场新建、改扩建工程的进度总控咨询成果(2000—2018年)显示, 总进度计划管理能够帮助建设方有效把控项目进度, 满足项目整体交付的刚性进度要求。因此, 实践中更多的机场建设项目正在引入总进度计划管理。

总进度计划需要符合“战略性、总体性、宏观性”的要求, 其制订有别于传统的完全自下而上的进度计划制订方式^[1,3-4]。王广斌^[1]阐述了大型建设项目总进度纲要的概念、内容、编制方法和步骤; 针对大型机场航站楼建设, 贾广社等^[3]通过总进度计划实

收稿日期: 2019-03-06

第一作者: 贾广社(1956—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为项目总控、项目管理成熟度和建设工程社会学等。E-mail: jiagsh803@tongji.edu.cn

通信作者: 宋明礼(1988—), 男, 博士生, 主要研究方向为交通基础设施建设管理。E-mail: 43807407@qq.com



践成果资料及访谈,确定航站楼总控工序,进而利用模拟方法估算航站楼建设总工期;罗晟等^[4]通过上海世博会临时场馆项目群案例,阐释了临时场馆项目群总进度计划编制与控制工作的基本框架、实施要点和标准流程;祁神军等^[5]在项目总控理论基础之上,介绍从总进度纲要直至执行性计划的大型建设项目总进度计划体系,并尝试通过引入学习曲线,实现计划的动态调整。

机场建设项目总进度计划管理实践中,将复杂的机场建设工程划分为多个子系统,梳理出每个子系统工程各月度需要完成的各项具体工作;在总进度计划跟踪管理过程中,管理者发现当月未能按计划完成的具体工作及其原因,制订应对策略,预测下月进度风险情况,调整资源配置。可见,有效预测各子系统工程工作延期(即进度违约)发生数量,有利于有针对性地提前进行风险预警和资源配置,从而保障总进度计划按期完成;也能为后续项目总进度计划的制订提供参考依据。随着总进度计划管理在机场建设工程实践当中的应用,进度违约历史数据得到积累,如何利用这些数据,尝试建立统计模型反映进度风险发生规律,正是本研究所关注的问题,此类统计模型的建立能够帮助管理者从整体角度、系统角度刻画和理解机场建设总进度计划实施过程中的进度违约风险。

离散分布是常见的用来刻画风险或违约发生可能的概率模型,除了在工业制造、交通规划、消费市场、金融信贷、保险等研究领域的广泛应用之外,以泊松分布模型、负二项分布模型为代表的离散选择模型也已经在工程管理领域得到了应用。Anastasopoulos等^[6]运用泊松回归和负二项回归模型研究了高速公路建设项目索赔发生次数及其影响因素;Erskine等^[7]利用负二项分布描述城市下水基础设施的故障发生频数,并结合贝叶斯理论建立可更新的预测模型;Love等^[8]利用负二项分布拟合建设工程中工人伤亡频数和质量缺陷发生频数,并将二者作为建设工程项目安全和质量方面风险的被动预测指标(passive lead-indicator)。动态持续监管进度风险对提升项目绩效有重要作用^[9]。现阶段尚缺乏对进度违约(default)频数的研究,而工程的进度违约同安全、质量、成本等各类违约相似,都受到复杂不确定因素的影响,因而也适合用离散分布刻画其发生频数。所以,本文尝试结合总进度计划管理实践,构建离散分布,刻画每一个子系统一定时期内工作延期发生频数,从项目总体和宏观层面反映机场建设工程项目各子系统的延期风险,为总进度计

划风险预测和管理后续研究奠定基础。

1 模型构造前提与假设

(1)重大建设工程项目有其唯一性和独特性,但机场建设工程作为一类具有严格专业标准的建设工程,其进度特征如关键线路、延期风险等方面有一定相似性^[10]。

(2)目前国内大型机场建设工程的组织管理模式,均是以指挥部为最高管理机构,下设飞行部、航站楼及卫星厅部、设备部、计财部等专项部门和职能部门来进行具体施工管理;且其工作分解结构(WBS)较为相似。相应地,建设工程子系统的划分方法均类似于本案例,往往按照航站区、飞行区、综合配套区等大的功能版块,继续细分成相应的子系统,各子系统又包括若干能够独立执行、监测的工作活动。以简化的某机场建设工程为例,其子系统划分示例如图1所示

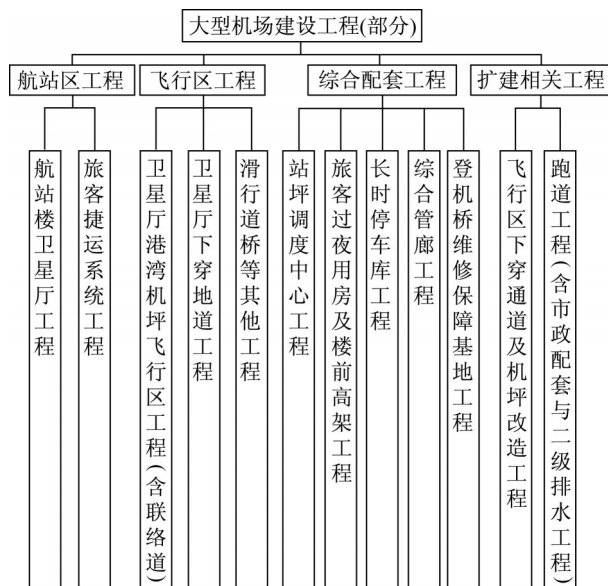


图1 机场建设工程子系统划分

Fig.1 Subsystems of airport construction project

(3)本文假设在该组织管理模式下,当给予一定的总工期计划目标之后,在现有管理和技术水平之下,由于受到复杂不确定因素的影响,每个跟踪期内(本文为每月)每个子系统内发生延期工作活动数量服从一定形式的概率分布。

2 贝叶斯统计推断与马尔科夫蒙特卡罗(MCMC)方法

在对模型进行分布参数估计时,由于大型工程

进度违约数据存在案例数量少,违约数量相对工作数量较小的特点,采用传统参数估计方法效果并不理想,因此允许结合先验知识并能够实时更新的贝叶斯方法是一种较理想的估计方法;而借助MCMC方法,可以解决贝叶斯方法中的计算问题,实现分布参数的贝叶斯统计推断。

2.1 贝叶斯统计推断与蒙特卡洛模拟

贝叶斯分析中,一个统计模型包含:先验分布 $\pi(\theta)$ 和似然函数 $L(x|\theta)$,其中 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为容量为 n 的样本, $\theta=(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 为参数,样本和参数都是随机的。贝叶斯统计分析即是综合先验信息、似然(由总体和样本信息给出),得出后验信息。以连续分布情况为例,根据贝叶斯定理, θ 的后验分布的密度函数为

$$\pi(\theta|x) = \frac{L(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_{\Theta} L(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} \propto L(x|\theta)\pi(\theta)$$

式中: $\pi(\theta)$ 为 θ 的先验密度函数; $L(x|\theta)$ 为似然函数, $\theta \in \Theta$ 。

在平方损失函数下,参数 θ 的贝叶斯估计为

$$\hat{\theta} = \frac{\int_{\Theta} \theta L(x|\theta)\pi(\theta)d\theta}{\int_{\Theta} L(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} = \int_{\Theta} \theta \pi(\theta|x)d\theta = E(\theta|x)$$

贝叶斯统计推断就是要计算参数 θ 的后验分布的各阶矩 $g(\theta)$ (如后验均值、后验方差等)的贝叶斯估计量,即

$$g(\hat{\theta}) = \frac{\int_{\Theta} g(\theta)L(x|\theta)\pi(\theta)d\theta}{\int_{\Theta} L(x|\theta)\pi(\theta)d\theta}$$

可见,要得到参数 θ 及其各阶矩 $g(\theta)$ 的后验分布,要求以上公式中的积分,但在复杂情形或参数维数较大时,直接积分或数值积分难以实现。基于统计计算理论的抽样方法为贝叶斯统计分析中这类复杂积分的计算提供了解决方法。可以证明,如果抽样自后验分布 $\pi(\theta|x)$ 的后验样本为独立的,根据大数定律,样本均值 \bar{g} 依概率收敛于后验均值 $E[g(\theta)|x]$ (即 $g(\hat{\theta})$),只要样本容量足够大,估计精度可以达到任意所需要的精度,这就是蒙特卡洛(Monte Carlo, MC)估计。

2.2 MCMC方法简介

蒙特卡洛随机模拟方法能够实现贝叶斯分析中复杂积分的运算。但当后验分布为高维、复杂且不常见的分布时,后验独立样本的抽取难度较大。马尔科夫蒙特卡洛(Markov chain Monte Carlo,

MCMC)方法便是利用马尔科夫链从目标分布 $\pi(\theta|x)$ 中抽取随机样本,进而利用蒙特卡罗方法估算积分的方法。作为一种抽样算法,相对于MC方法,MCMC提高了抽样能力和效率。利用马尔科夫链可将无法直接抽样的复杂抽样问题转化为简单抽样问题。具体而言,构造一个平稳分布恰好为后验分布 $\pi(\theta|x)$ 的马尔科夫链,当马尔科夫链收敛后,即该链上的样本点具有了一些良好性质,如马氏性、不可约性、遍历性、非周期性之后,便可取该链上的样本点序列作为后验“样本”。可以证明,这些“样本”虽然并非相互独立,但是却与从 $\pi(\theta|x)$ 中直接抽取的独立样本具有同样作用,可以用来以抽样计算方法估算参数 θ 及其各阶矩 $g(\theta)$ 。

3 数据来源及模型构建

本研究数据来自浦东机场三期扩建工程总进度计划管理实践。总进度计划编制方法是:从子系统层面入手,结合专家经验和宏观规划相关要求,通过政府相关单位访谈、建设单位及其职能部门访谈、各子系统主要承包商访谈,综合制订合理的、细分至子系统内各项工作活动的总进度计划体系;在跟踪控制过程中,研究人员全过程参与业主主持召开的各类工作会议并形成会议纪要,实时进行现场查勘获取工程进度资料和数据,每月根据会议内容、现场资料制订总进度月报,并进行风险预警。所截取的进度计划跟踪数据来自2016年7月至2018年7月,总计25个月。所选取的13个子系统(如表1所示)在该时间段内均已正式展开系统内建设工作。

各个子系统的进度计划跟踪管理表的示例

表1 案例机场项目所选取的子系统

Tab.1 Subsystems of the case airport construction project

子系统	名称
1	总规、总体技术服务及其他工作
2	航站楼(T1、T2)/卫星厅(S1、S2)
3	捷运系统工程
4	卫星厅港湾机坪飞行区工程(含T1、T2联络道)
5	站坪调度中心工程(含T1改造、T2新建)
6	下穿通道工程(S2—南端机坪、S1—机务区间通道)
7	综合管廊工程
8	旅客过夜用房工程
9	长时停车库工程
10	登机桥维修保障基地
11	综合配套其他工程
12	下穿通道及5号机坪改造工程
13	五跑道工程(含市政配套与二级排水)

如表2所示(省略部分未使用信息),该月份计划工作活动57项,实际完成53项,发生延期4项。本文使用的数据包括月度各系统内开展工作活动的总数量,以及其中发生延期的工作数量。

对于每个子系统,构建一个离散概率分布,来刻画一定时期内可能发生的延期活动数量(延期活动频数)。令延期活动频数分布表示为 $f(n_i|\theta)$,其中 n_i 表示一个子系统在第 t 个月发生的延期活动数量,由于所跟踪的时间共 m 个月,所以 $t=1,2,\dots,m$ 。 θ 表示该分布的参数,则某一子系统在 m 个月内发生延期活动数量的似然函数为

$$L(n|\theta) = \prod_{i=1}^m f(n_i|\theta)$$

对于一定时间内超期活动发生若干次数的概率,适宜采用描述离散随机事件的概率分布来进行刻画,因此本文中选用泊松分布(Poisson distribution)和负二项分布(negative binomial distribution)进行研究。

4 参数估计过程

4.1 极大似然方法

对于泊松分布和负二项分布假设,根据案例数据,采用极大似然估计来计算分布参数,具体采用牛顿法迭代求解似然函数。表3展示了延期发生数量概率分布参数的极大似然估计值。表中 λ 为泊松分布参数, θ 、 r 为负二项分布参数。

4.2 贝叶斯方法

4.2.1 泊松分布假设

对于每一个子系统,假设其在25个月中,每个月发生的延期工作数量 n_t 服从泊松分布,即

$$n_t \sim P(\lambda)$$

式中: $t=1,2,\dots,25$ 。

则似然函数形式为

$$L(n|\lambda) = \prod_{i=1}^m \frac{e^{-\lambda} \lambda^{n_i}}{n_i!}$$

在贝叶斯后验分析当中,先验分布通常选取共轭先验分布形式,这是因为贝叶斯后验分布既反映过往的经验(参数的先验分布),又反映样本的信息(观测数据),而共轭型分布要求先验分布与后验分布为同一种分布类型,所以选取共轭先验分布就意味着使经验知识与现有样本信息具有某种同一性,它们能够转化为同一类的经验知识;并且,后验分布作为新的经验知识进行下一步贝叶斯信念更新后,所得到的新的后验分布仍然是同一类型的。对于泊松分布的参数 λ ,取其共轭先验分布Gamma分布作为先验分布,即

$$\lambda \sim \Gamma(a, b)$$

式中: a, b 为超参数。

超参数可根据先验信息确定,本研究假设总进度计划实施受到难以预知的复杂随机因素影响,采用提供十分有限信息的非信息(uninformative)先验。其一,根据课题组以往参加的机场建设工程实践记录,在类似项目分类以及工作实施过程中,每月发生

表2 某月“航站楼/卫星厅工程”子系统内计划活动及完成情况

Tab.2 Planned activities and completion of subsystem“terminal/satellite hall project” in a certain month

工作编号	当月计划完成工作活动内容	是否延期
1	根据股份公司及驻楼单位意见优化完善卫星厅施工图	否
2	完成三期扩建设计回头看问题沟通、回复及汇总上报	否
3	协调设计院配合股份公司推进贵宾室分配及设计配合工作	否
4	协调设计院配合完成甲、乙供材料设备技术要求编制	否
5	施工配合及设计变更管理工作	否
6	幕墙工程电子变色玻璃招标(当月10%):完成发标	否
7	卫星厅厨房隔油处理装置招标(当月40%):完成发标	否
⋮	⋮	否
21	完成“一关三检”变更区域二次结构施工	是
22	港湾机坪内幕墙玻璃及铝板安装完成至90%	是
23	专机坪侧幕墙玻璃及铝板安装完成至50%	是
24	“一关三检”变更区域机电总管施工完成至90%	是
⋮	⋮	否
53	综合布线系统(到货1批)	否
54	柴油发电机组(到货1批)	否
55	空气处理机组(到货1批)	否
56	应急电源系统(EPS)(到货1批)	否
57	不间断电源系统(UPS)(到货1批)	否

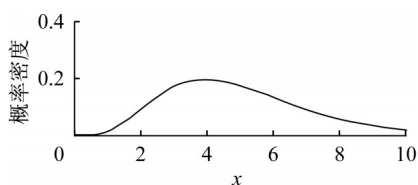
表3 频数分布参数的极大似然估计值

Tab.3 Maximum likelihood estimates of frequency distributions

子系统	泊松分布	负二项分布	
	λ	θ	r
1	0.120 0	0.514 5	0.127 2
2	2.040 0	0.268 7	0.749 5
3	1.400 0	0.249 5	0.465 4
4	1.000 0	0.469 4	0.884 5
5	0.400 0	0.752 9	1.218 7
6	0.280 0	0.405 0	0.190 6
7	0.320 0	0.195 1	0.077 6
8	0.080 0	0.300 6	0.034 4
9	0.240 0	0.893 1	2.005 4
10	0.160 0	0.665 9	0.318 9
11	0.480 0	0.368 1	0.279 6
12	0.800 0	0.565 0	1.039 0
13	0.440 0	0.273 6	0.165 7

的延期工作数量不会超过10个,除此之外,缺乏其他先验信息,由此可采用先验分布 $\lambda \sim \Gamma(5, 1)$;其二,采用模糊先验(后文将进行论述)。需要指出的是,本研究假设所选取的先验分布,是提供了有限的、较为“模糊”的客观信息。这两类先验都可称为非信息先验(uninformative prior),这是相对于信息先验(informative prior)而言,非信息先验表示对于研究对象的先验知识十分有限。而信息先验则是指通过实践经验、专家知识等形成了对于研究对象较为丰富的经验知识。本文采用非信息先验,旨在介绍贝叶斯统计推断方法在延期频数分布研究中的应用,并给出具体实现过程示例;而至于先验信息的进一步收集、丰富和引入,则可按相应的理论和方法进行进一步研究。

先验分布 $\lambda \sim \Gamma(5, 1)$ 的图像如图2所示。

图2 参数 λ 的共轭先验分布 $\Gamma(5, 1)$ Fig. 2 Prior $\Gamma(5, 1)$ for parameter λ

由于所选取的是共轭先验分布,参数 λ 的后验分布也将服从Gamma分布形式,因此可以直接采用MCMC算法中的Gibbs抽样方法进行抽样计算,得到后验样本,进行后验分析。以3号子系统“捷运系统工程”为例图3为3号子系统泊松分布参数 λ 的后验抽样样本路径。可以看出,图3中无持续扁平区域,且波动并不过分集中。

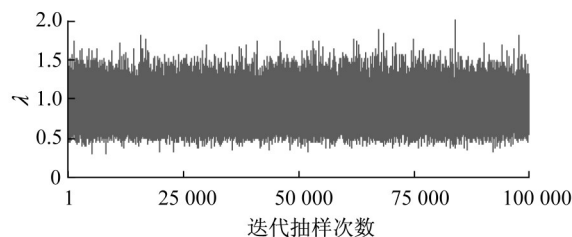


图3 泊松分布参数的后验抽样样本路径(3号子系统)

Fig.3 Parameter sample paths for Poisson distribution (Subsystem 3)

类似地,从图4所示的后验抽样迹图可见,MCMC算法模拟产生的参数值无明显趋势特征(tendency)或周期特征(periodicity),所产生样本参数值绝大部分都在同一值域之内。说明抽样确实符合马尔科夫链特征,即每一状态都与其历史状态相关;同时每个值随机持续波动,符合蒙特卡洛方法独立抽样的需求。

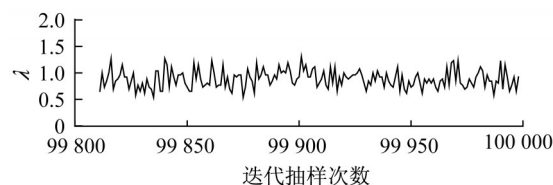


图4 泊松分布参数的后验抽样迹图(3号子系统)

Fig.4 Parameter sample trace plot for Poisson distribution (Subsystem 3)

以上两步为从不同角度进行的算法收敛性检验,除此之外,还可以用遍历均值图(ergodic mean)方法对收敛性进行检验。从非周期性、马氏性、遍历性等不同角度来判断,此处所使用的MCMC算法皆收敛良好。针对本文选取的参数先验分布及其超参数,该抽样算法能够成功地在参数取值空间随机抽取样本^[11],且并没有长时间停滞在参数空间的某一个小区间进行抽样,因此所产生的马尔科夫链上的抽样点虽然并非相互独立,但是却与从后验分布中直接抽取的独立样本具有同样作用,可以用来以抽样计算方法估算参数 θ 。注意,这里舍弃了前20 000个样本点,作为抽样预热阶段(burn-in period),保留下来的样本点是更加接近马尔科夫链平稳分布的样本点,本文据此进行后验分布统计量的计算。泊松分布参数 λ 的后验密度估计如图5所示。

对于3号子系统“捷运系统工程”,泊松分布假设下MCMC过程产生参数样本的自相关图如图6所示,其中Lag值为滞后阶数,如Lag值为3时,表示该抽样样本与其后第3个抽样样本之间的自相关程

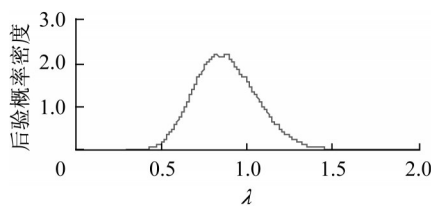


图5 泊松分布参数的后验密度估计图(3号子系统,后验抽样样本数为80 000)

Fig.5 Parameter density plot for Poisson distribution (Subsystem 3, sample:80 000)

度。表4则展示了在Lag值取1至49时,参数 λ 抽样结果具体的自相关系数值。从图6与表4可以看出,后验抽样样本的自相关程度非常低,从判断抽样算法收敛的角度来看,这是一个理想结果。

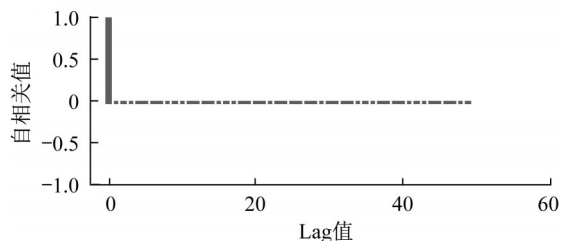


图6 泊松分布MCMC过程的自相关图(3号子系统)

Fig.6 Autocorrelation plot for Poisson distribution (Subsystem 3)

蒙特卡洛误差(MC error) M_e 是基于MCMC方法输出结果所计算的重要指标,用于衡量模拟计算而得的参数值的变动程度。本文采用分块均值(batch mean)计算 M_e 值,简而言之,就是将MCMC方法产生的所有样本 T 均分为 K 个分块,每个分块含有 $v=T/K$ 个样本,先计算每个分块的均值,对所得的所有分块均值求标准差,即为分块均值法计算的 M_e 值。可见,较小的 M_e 值意味着根据模拟样本所计算的参数估计值变动较小,即对参数的估计具有较高的精确度^[11]。并且, M_e 值也是监测MCMC算法收敛性的重要指标,较小的 M_e 值是算法收敛的必要条件。

各子系统后验抽样过程所计算的 M_e 值如表5所示。从表5可见,相对于后验样本标准差, M_e 值均很小,可以说明对参数的估计比较准确。

本案例中,对其他各个子系统参数进行抽样后,以上各后验分析过程也都能得出类似结果,证明MCMC算法收敛,且估计结果符合精度要求。

另外,如前所述,还可采用“模糊先验”^[12](vague prior)作为先验分布,具体来说,令Gamma分布

表4 泊松分布MCMC过程的自相关值(3号子系统)

Tab.4 Autocorrelations for Poisson distribution (Subsystem 3)

Lag 值	自相关值	Lag 值	自相关值
1	0.002 1	26	-0.001 7
2	-0.003 4	27	-0.006 7
3	-0.006 8	28	-0.003 6
4	-0.001 4	29	-0.000 1
5	0.001 1	30	0.005 0
6	0.006 5	31	-0.000 4
7	0.000 2	32	0.005 6
8	0.001 5	33	-0.008 1
9	0.003 6	34	0.005 5
10	-0.000 4	35	0.001 7
11	0.007 6	36	0.002 1
12	0.006 4	37	-0.002 6
13	-0.004 1	38	-0.004 4
14	0.006 3	39	-0.000 9
15	-0.004 2	40	-0.005 2
16	0.006 6	41	-0.006 2
17	-0.001 7	42	0.002 7
18	0.000 9	43	0.000 5
19	0.001 9	44	-0.001 3
20	0.007 6	45	-0.000 2
21	0.000 8	46	0.004 1
22	0.004 5	47	-0.003 1
23	0.001 8	48	-0.002 3
24	-0.002 4	49	0.001 7
25	-0.007 1		

表5 各子系统泊松分布MCMC过程的MC error值

Tab.5 MC errors for Poisson distribution for subsystems

子系统	蒙特卡洛误差值	子系统	蒙特卡洛误差值
1	6.07×10^{-4}	8	6.76×10^{-4}
2	5.65×10^{-4}	9	6.68×10^{-4}
3	6.64×10^{-4}	10	5.37×10^{-4}
4	6.41×10^{-4}	11	5.06×10^{-4}
5	5.49×10^{-4}	12	4.87×10^{-4}
6	6.87×10^{-4}	13	7.10×10^{-4}
7	5.18×10^{-4}		

$\Gamma(a, b)$ 的均值和方差分别等于先验均值 $\bar{\lambda}$ 和先验方差 S_{λ}^2 ,由于Gamma分布 $\Gamma(a, b)$ 的均值和方差为

$$\bar{\lambda} = \frac{a}{b}$$

$$S_{\lambda}^2 = \frac{a}{b^2}$$

则其参数 a, b 可由下式给出:

$$a = \frac{\bar{\lambda}}{S_{\lambda}^2}$$

$$b = \frac{\bar{\lambda}}{S_{\lambda}^2}$$

以3号子系统“捷运系统工程”为例,令 $\bar{\lambda}$ 等于先验均值1.4,并令 S_{λ}^2 等于先验方差4.92,因此可得: $a=0.398 6, b=0.284 7$ 。因此对于3号子系统,针

对其延期发生数量的分布参数 λ ,选取共轭先验 $\Gamma(0.398\,6,0.284\,7)$,计算 λ 的贝叶斯后验估计。各个子系统的后验估计结果如表6所示。

4.2.2 负二项分布假设

对于每一个子系统,假设其在25个月中,每个月发生的延期工作数量 n_t 服从负二项分布,即

$$n_t \sim N_B(\theta, r)$$

式中: $t=1,2,\dots,25$ 。

则似然函数形式为

$$L(n|\theta, r) = \prod_{i=1}^m \theta^r \binom{r+n_i-1}{r-1} (1-\theta)^{n_i}$$

根据负二项分布的定义,参数 θ 为伯努利试验“成功”的概率,而 r 则是表示在该负二项分布中“成功”的试验数量;对于负二项分布参数 θ ,选取的共轭先验分布为Beta分布 $\beta(a,b)$ 。关于其超参数 a,b 的确定,亦采用以下两种方式。

首先,使用类似于前述模糊先验,即以往研究中多采用的先验矩计算超参数 a,b 。具体来说,令Beta分布 $\beta(a,b)$ 的均值和方差分别等于先验均值 $\bar{\theta}$ 和先验方差 S_θ^2 ,即

$$\frac{a}{a+b} = \bar{\theta}$$

$$\frac{ab}{(a+b)^2(a+b+1)} = S_\theta^2$$

则可解得其超参数 a,b 的估计分别为

$$\hat{a} = \bar{\theta} \left[\frac{(1-\bar{\theta})\bar{\theta}}{S_\theta^2} - 1 \right]$$

$$\hat{b} = (1-\bar{\theta}) \left[\frac{(1-\bar{\theta})\bar{\theta}}{S_\theta^2} - 1 \right]$$

另外,还可采用无信息先验分布确定超参数 a,b 。无信息先验分布是指除了参数的取值范围和参数在总体分布中的地位之外,再也不包含参数的任何信息的先验分布。可以证明,Jefferys准则下,分布参数 θ 的无信息先验分布为Beta分布 $\beta(0.5,0.5)$;而Lindley准则下,参数 θ 的无信息先验分布为Beta分布 $\beta(0,0)$ 。事实上,从贝叶斯估计风险角度看, $\beta(1,1)$, $\beta(0.5,0.5)$ 及 $\beta(0,0)$ 三种无信息先验分布都具有较小估计风险^[13],都是合理可用的。目前无论是统计理论研究还是应用研究,无信息先验分布的采用越来越多,被认为是“客观”和可接受的,这也是贝叶斯统计学派近几十年研究中最成功的部分之一^[14]。在这里,由于Beta分布刻画的是一个取值在(0,1)的参数,则其方差不宜过大,同时,固定超参数 a,b 的取值,构成U型Beta先验分布,以此

表示先验信息的有限^[12],因此本文选用Beta(0.5,0.5)作为负二项分布参数 θ 的无信息先验,即

$$\theta \sim \beta(0.5, 0.5)$$

对于负二项分布的参数 r ,所选取的先验分布为泊松分布,并且根据负二项分布定义,参数 r 应当为正整数,因此,可令

$$r = t(v) + 1$$

$$v \sim P(h)$$

其中 $t(v)$ 表示对于 v 取整。采用前述模糊先验,本研究中利用案例数据的先验矩计算超参数 h 。具体来说,令泊松分布 $P(h)$ 的均值等于先验均值 \bar{r} ,即可求得超参数 h 。最终确定的超参数 h 取值如表6所示。

表6 各子系统负二项分布先验下的超参数 h 取值

Tab.6 Hyperparameter h for negative binomial prior

子系统	h	子系统	h
1	0.127 2	8	0.034 4
2	0.749 5	9	2.005 4
3	0.465 4	10	0.318 9
4	0.884 5	11	0.279 6
5	1.218 7	12	1.039 0
6	0.190 6	13	0.165 7
7	0.077 6		

以4号子系统“卫星厅港湾机坪飞行区工程”为例,经MCMC抽样算法(具体为Metropolis Hastings算法)抽样之后,参数 θ 与 r 样本路径如图7所示。

参数 θ 与 r 的后验抽样样本路径较为特殊的原因在于,参数 r 必须取整数值,而在抽样算法中参数

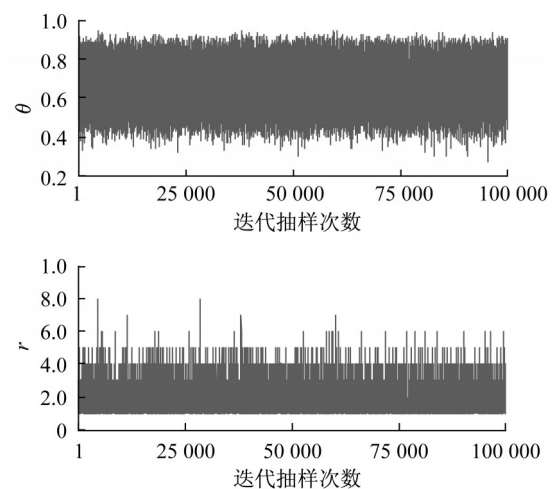


图7 负二项分布参数的后验抽样样本路径(4号子系统)

Fig.7 Parameter sample paths for negative binomial distribution(Subsystem 4)

θ 与 r 是联动变化,同时进行更新迭代的,因此其路径形成如图7所示形态。

图8和图9分别为去掉前20 000个burn-in过程样本后,参数 θ 的边际后验密度图与参数 r 的边际后验直方图。一般情况下,多峰的密度图可能是由于马尔科夫链未收敛,或者与数据相冲突的过强先验假设所导致^[11],然而在本例中,多峰现象则是由于负二项分布参数 θ 与 r 的内在联系,因此算法当中 θ 与 r 联动构造,同时进行更新迭代。可以看到,参数 θ 的后验密度图的两个波峰(modal value),分别与参数 r 的后验频率分布直方图中频率最高的两个 r 值相对应。图10为参数 θ 与 r 的自相关图(ACF图),两者

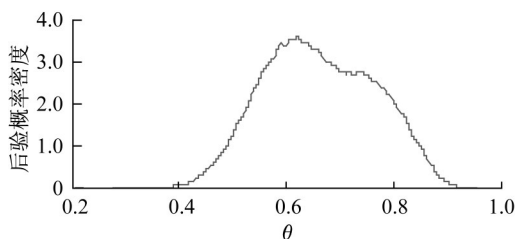


图8 负二项分布参数 θ 的后验密度估计图(4号子系统)

Fig.8 Density plot for parameter θ (Subsystem 4)

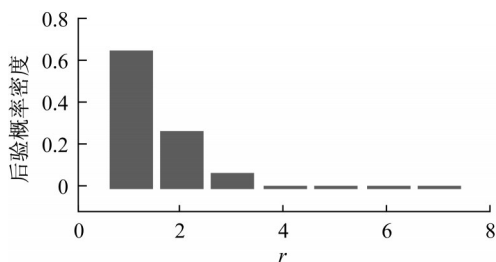


图9 负二项分布参数 r 的后验频率分布直方图(4号子系统)

Fig.9 Frequency distribution histogram for parameter r (Subsystem 4)

皆呈现出一个随着Lag值增大,相对缓慢下降,最终趋近于0的过程。相似的下陷过程也反映出Metropolis Hastings抽样算法构造当中参数 θ 与 r 的关联,趋近于0的自相关函数值是算法收敛的必要条件。

基于本案例数据,对于各个子系统,参数 θ 与 r 后验抽样过程中计算得出的MC errors以及遍历均值(ergodic mean)结果,能够共同证明算法的收敛性,分析过程类似上文所述,这里不再展示。最终,去掉前20 000个burn-in过程样本后,以80 000个模拟抽样样本计算,分别得到了在泊松分布假设与负二项分布假设之下,参数的贝叶斯后验估计值(后验均值)如表7所示。

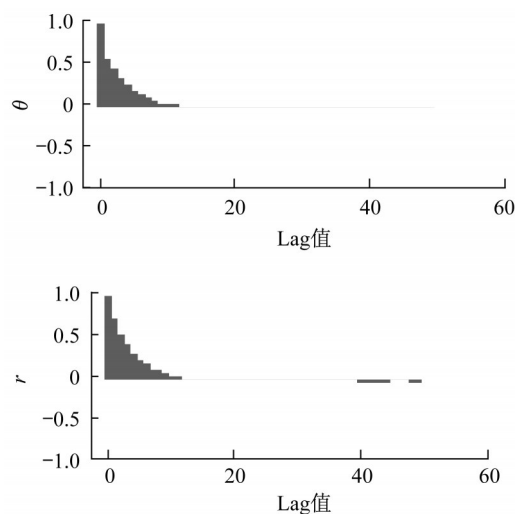


图10 负二项分布MCMC过程自相关图(4号子系统)

Fig.10 Autocorrelation plot for negative binomial distribution (Subsystem 4)

表7 各子系统延期频数分布参数的贝叶斯估计值

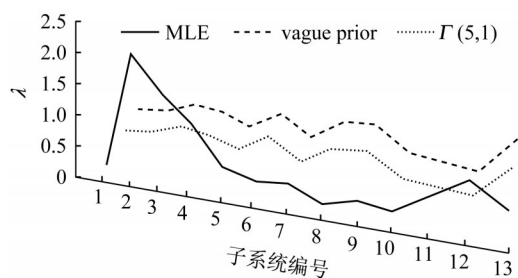
Tab.7 Parameters of frequency distributions estimated with Bayesian approach

子系统	λ		θ		r
	Γ 先验	模糊先验	模糊先验		
1	0.692 1	0.511 3	0.658 8	1.065 0	
2	0.731 1	0.538 1	0.667 1	1.261 0	
3	0.883 8	0.728 8	0.585 0	1.047 0	
4	0.808 3	0.648 2	0.660 9	1.441 0	
5	0.654 1	0.478 9	0.691 1	1.208 0	
6	0.962 0	0.792 2	0.554 5	1.006 0	
7	0.614 9	0.439 4	0.684 6	1.002 0	
8	0.922 4	0.746 7	0.565 2	1.000 0	
9	0.961 7	0.779 9	0.562 2	1.061 0	
10	0.615 6	0.432 0	0.688 7	1.034 0	
11	0.577 0	0.401 2	0.708 4	1.050 0	
12	0.499 5	0.331 7	0.772 0	1.305 0	
13	1.039 0	0.875 0	0.532 3	1.010 0	

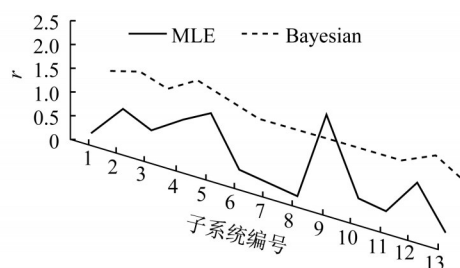
5 结果分析

以上分布参数贝叶斯估计详细过程,给出了先验类型选择、超参数设定、算法收敛判断等贝叶斯估计步骤及结果,证明了其可行性。由图11可知,从贝叶斯参数估计结果和极大似然(MLE)参数估计结果对比来看,在当前数据下,各子系统间的MLE估计结果差别较大,而贝叶斯方法减少了估计结果的波动性,这与金融领域类似应用研究^[15]的结论相一致,即相对于极大似然估计,结合历史数据和先验信息的贝叶斯估计结果在低违约率事件违约频数建模和预测方面具有稳健性优势。机场建设工程总进度数据也具有获取难度大,案例数量有限的特征,因

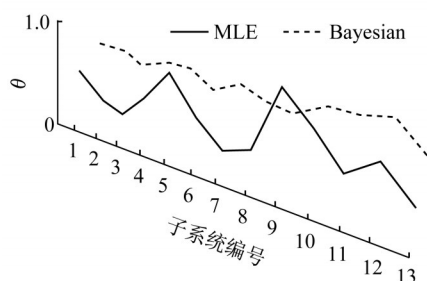
此在使用离散分布刻画进度违约可能时,分布参数的贝叶斯估计方法应当作为传统估计方法的必要补充。这有助于管理者更好地理解机场建设总进度计划进度违约发生规律。



a 泊松分布参数 λ



b 负二项分布参数 r



c 负二项分布参数 θ

图11 延期发生频数分布参数MLE估计值与贝叶斯估计值

Fig.11 MLE and MCMC estimates for frequency distributions

采用泊松分布假设估计分布参数时,贝叶斯估计过程采用了两种先验,得到的结果十分相似(图11a),但是其后验估计结果都与MLE结果不相似。而相比之下,负二项分布参数的贝叶斯估计结果与MLE结果比较接近,这表现在各个子系统参数的绝对值和相对值上(图11b、11c)。这说明在应用泊松分布假设时还需要更多准确先验知识的使用,完善泊松分布形式、参数及其先验的设定,例如采用其他形式的超先验分布,或新加入超参数去纳入更多的先验信息^[11]。相比较而言,利用负二项分布先验,贝叶斯估计结果与MLE结果较为接近。若假设该工程样本数据具有代表性,则说明负二项分布能

够较好地刻画超期工作发生频数,观察进度违约月度数据,其方差相对均值较大,存在过离散(over-dispersion)趋势,这也是负二项分布能够较好适用的原因之一^[7,15]。另外,本案例中观察到的样本数据可能只部分地反应机场建设工程总进度计划延期工作发生的客观规律,那么需要更多后续案例的数据来进行建模和验证(validation)^[16],而可更新性也正是贝叶斯模型的优势之一。

6 结语

基于工程实践提出一种刻画机场建设工程总进度计划延期发生风险的模型;并利用实践历史数据,通过MCMC方法的实施说明贝叶斯分布参数估计的可行性和操作过程,估计结果证明了贝叶斯方法的稳健性优势和必要性。该分布模型可以帮助管理者理解在现有机场建设项目总进度计划工作分解框架及工期目标之下,不同子系统的工作活动发生延期的可能性,并可根据实际发生数据不断更新模型。模型有助于管理者对按期完成难度较大的工作适度增加关注和投入,保证总进度计划顺利实施;在新制订总进度计划时,关于延期发生可能的信息也有助于给各子系统分配合理的工期。例如,在目标允许的情况下,给延期发生可能较高的子系统适当增加工期,提高计划按时完成的概率,避免延期引起的超额投入和其他问题。需要指出的是,本研究所构建的基于风险随机假设、根据工程实践定量数据、宏观刻画进度风险可能性的概率模型,应当作为机场建设项目总进度计划制订、管理和风险预测的辅助手段。但与概率风险模型在其他任何行业的应用相同,其在机场建设项目中的应用也必须结合定性研究结论和其他手段,以保证有效性。例如进度违约的具体原因、子系统间的相互制约、延期工作的改进方向等微观具体问题需要进一步案例研究和实践总结来揭示。后续研究中,通过关于先验知识获取及先验分布确定的进一步研究,可以将更多定性数据、专家知识引入模型^[12];通过建立泊松回归、负二项回归等回归模型,可实现大型建设工程各总进度计划超期风险影响因素的判别;另外,在掌握超期频数的基础上,结合超期所造成损失的严重程度,可以实现对进度风险更进一步的刻画和分析^[17-19]。

参考文献:

- [1] 王广斌. 大型建设项目总进度纲要的编制与跟踪管理[J]. 同

- 济大学学报(自然科学版), 2003, 31(11):1361.
- WANG Guangbin. Drawing up and tracking of master schedule for large construction projects[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2003, 31(11):1361.
- [2] 贾广社,王广斌. 大型建设工程项目总控模式的研究[J]. 土木工程学报, 2003, 36(3): 7.
- JIA Guangshe, WANG Guangbin. Study on project controlling model for the large AEC project in China [J]. China Civil Engineering Journal, 2003, 36(3): 7.
- [3] 贾广社,牟强,唐可为. 大型机场航站楼建造总工期估算[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2017, 45(7): 1091.
- JIA Guangshe, MOU Qiang, TANG Kewei. Estimating construction duration for airport terminal megaprojects [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2017, 45(7): 1091.
- [4] 罗晟,何清华,乐云. 上海世博会临时场馆项目群进度策划研究[J]. 施工技术, 2010, 39(1): 97.
- LUO Sheng, HE Qinghua, LE Yun. Study on schedule planning of temporary pavilion program in Expo 2010 Shanghai China[J]. Construction Technology, 2010, 39(1): 97.
- [5] 祁神军,丁烈云,骆汉宾. 大型施工项目精准进度计划与控制研究[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2008, 40(3): 382.
- QI Shenjun, DING Lieyun, LUO Hanbin. Study on the lean planning and controlling of large-scale construction project[J]. Journal of Xi'an University of Architecture and Technology, 2008, 40(3): 382.
- [6] ANASTASOPOULOS P C, LABI S, BHARGAVA A, *et al.* Frequency of change orders in highway construction using alternate count-data modeling methods [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2010, 136(8): 886.
- [7] ERSKIN A, WATSON T, O'HAGAN A, *et al.* Using a negative binomial regression model with a Bayesian tuner to estimate failure probability for sewerage infrastructure [J]. Journal of Infrastructure Systems, 2014, 20(1): 4013005.
- [8] LOVE P E D, TEO P. Statistical analysis of injury and nonconformance frequencies in construction: negative binomial regression model [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2017, 143(8): 5017011.
- [9] SUNDARARAJAN S K, TSENG C. Managing project performance risks under uncertainty: using a dynamic capital structure approach in infrastructure project financing[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2017, 143(8): 4017046.
- [10] NGUYEN L D, PHAN D H, TANG L. Simulating construction duration for multistory buildings with controlling activities [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2013, 139(8): 951.
- [11] ALBERT J. Journal of applied statistics [M]. New York: Springer, 2009.
- [12] VALLE L D, GIUDICI P. A Bayesian approach to estimate the marginal loss distributions in operational risk management [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2008, 52(6): 3107.
- [13] 陈宜辉,姜礼平,吴树和. 无信息先验下几种不同Bayes估计的比较[J]. 海军工程大学学报, 2001, 13(5): 102.
- CHEN Yihui, JIANG Liping, WU Shuhe. Comparison of some different Bayes estimations under non-informative priors [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2001, 13(5): 102.
- [14] 王佐仁,杨琳. 贝叶斯统计推断及其主要进展[J]. 统计与信息论坛, 2012, 27(12): 4.
- WANG Zuoren, YANG Lin. Bayesian inference and main progress [J]. Statistics & Information Forum, 2012, 27(12): 4.
- [15] POCH M, MANNERING F. Negative binomial analysis of intersection-accident frequencies [J]. Journal of Transportation Engineering, 1996, 122(2): 105.
- [16] KIEFER N M. Default estimation for low-default portfolios[J]. Journal of Empirical Finance, 2009, 16(1): 164.
- [17] 曹吉鸣,申良法,彭为,等. 风险链视角下建设项目进度风险评估[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2015, 43(3): 468.
- CAO Jiming, SHEN Liangfa, PENG Wei, *et al.* Novel method for schedule risks assessment in construction projects from perspective of risk chain[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2015, 43(3): 468.
- [18] 贾广社,牟强. 大型工程前期的进度风险总控[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2018, 46(1): 129.
- JIA Guangshe, MOU Qiang. Time-risk controlling in early stage of mega construction project [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2018, 46(1): 129.
- [19] KELLY D, SMITH C. Bayesian inference for probabilistic risk assessment [M]. London: Springer-Verlag London Limited, 2011.