

Proceedings of the 1st China ITS Annual Meeting

第一届中国智能交通年会

第一届中国智能交通年会组委会 编

同济大学出版社



Proceedings of the 1st China ITS Annual Meeting

第一届中国智能交通年会

第一届中国智能交通年会组委会 编

同济大学出版社

内容提要

第一届中国智能交通年会于 2005 年 12 月 9 日~10 日在上海召开,会议由中华人民共和国科技部、上海市人民政府、全国智能交通运输系统协调指导小组主办,上海市科学技术委员会和同济大学承办,上海对外科学技术交流中心协办。本次会议共收录论文 165 篇,由第一届中国智能交通年会组委会编录组织,正式出版发行。

图书在版编目(CIP)数据

第一届中国智能交通年会论文集/第一届中国智能交通年会组委会编. 一上海:同济大学出版社,2005.12 ISBN 7-5608-3186-9

I. 第··· Ⅱ. ①吴··· Ⅲ. 交通运输一自动化系统一文集 Ⅳ. U495-53

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2005)第 139199 号

第一届中国智能交通年会论文集

第一届中国智能交通年会组委会 编

责任编辑 郁 峰 封 云 荆 华 责任校对徐 栩 封面设计陈益平

(上海四平路 1239 号 邮编 200092 电话 021-65985622)

经 销 全国各地新华书店

印 刷 同济大学印刷厂

开 本 787mm×1092mm 1/16

印 张 71.75

字 数 1837000

印 数 1-700

版 次 2005年12月第1版 2005年12月第1次印刷

书 号 ISBN 7-5608-3186-9/U • 55

定价 200.00元

第一届中国智能交通年会 The 1st China ITS Annual Meeting

主办单位

中华人民共和国科技部

上海市人民政府

全国智能交通运输系统协调指导小组

承办单位

上海市科学技术委员会

同济大学

协办单位

上海对外科学技术交流中心

首席赞助

西门子(中国)有限公司

赞助单位

中铁行包快递有限责任公司

上海市隧道工程轨道交通设计研究院

上海电器科学研究所(集团)有限公司

上海宝信软件股份有限公司

第一届中国智能交通年会组委会

组织委员会:

主 任 马颂德 杨 雄

委 员许信武平 王笑京 陈克宏 寿子琪 杨东援

执行委员会 金茂菁 马兴发 聂春泥 杨喆清 吴广明 郭忠印 杨晓光

大会秘书处 蔡五三 叶爱君 董德存 方守恩 张腊新 邵小萍 沈鸿飞

吴志周

学术委员会 (按笔画排序)

顾 问 于春全 孙家广 邬江兴 张殿平 郑南宁 黄 卫

主 席 王笑京

副 主 席 马 林 刘小明 张智江 杨晓光

委 员 王 炜 王长君 丛立群 孙立军 李克平 李爱民 李建昌

吴 旭 张 毅 张进华 张景平 张淑芳 陈小鸿 郁文贤

贾利民 梁玉庆 谢振东

目 录

第一篇 基础理论与方法

A Dynamic Traffic Flow Forecast Model	$\Pi AO MO(3)$
卡尔曼滤波在短时段交通预测上的应用 周欣荣 沙海云 高文宝	柴 干(11)
基于小波分解的车牌定位算法 许礼武	许伦辉(17)
交通事件检测数据融合技术研究	温慧敏(23)
快速路合流区上游车头时距分布研究	胡中梅(33)
基于神经网络的消防车辆行程时间计算模型 刘 杨 沈海州	彭国雄(39)
城市交通系统递阶优化的研究	韩 强(46)
一种基于模糊聚类的高速公路网分区算法	
杨志清 柳本民 郭忠印 杜晓丽	齐莹菲(52)
基于车流波动理论和行车动力学的分级限速理论研究 樊 军 刘亚文	杨志清(59)
多用户动态交通流分配模型及算法研究 何胜学	范炳全(65)
一种新型车辆导航系统道路网数据模型 陈敦根 谢锋云	范跃祖(72)
高速公路事件自动检测算法研究综述 万 涛 陈学武	王川久(77)
城市停车诱导显示牌空车位数发布的预测方法研究	
梁玉庆 吴敬一 关积珍 王义生	金成哲(82)
城市交通系统的耗散结构研究 程 阳 张 毅	姚丹亚(88)
交通网络均衡微分博弈模型的遗传算法求解 李巧茹 陈 亮 马寿峰	宋 倜(92)
大型活动交通流时空消散模型研究 崔洪军	陆 建(99)
交通分流的一种启发式平衡算法	葛 华(110)
	朱扬勇(117)
ITS实时交通流数据质量控制方法研究与案例分析	
	耿彦斌(123)
动态交通数据的预处理方法及应用 储 浩 杨晓光	吴志周(131)
基于优化 BP 神经网络的车型识别技术在智能交通系统中的应用 王正勤	刘富强(138)
基于 GPS 的路段旅行时间和速度估计算法研究 沙云飞 曹瑾鑫	史其信(145)
	金治富(152)
利用遗传算法和地理信息系统进行公路路线线形的优化设计	樊 涛(157)
第二篇 交通信息系统	
深圳"城市交通仿真与公用信息平台"设计与实践	
	杨东援(167)

Claire-Siti; an Intelligent Intermodal Supervisor System of Surface Network	ks	
G Scemama	a O Car	les(175)
Highway Data Collection & Incident Management: Implementing a Video	image Pr	cocessing
System	Jo Versa	vel(188)
Assurance of Test for Communication Based Train Control System		
ZENG Xiaoqing RUI Chen DONG Decun	MORI K	inji(197)
A Study on the Wireless Communication Using Microwave between Trains	and Gro	und
Facilities in High-speed Railway MAO Qian DONG Decun	CHEN I	Rui(206)
ACTIF. A Design Assistance for Interoperable Transportation Systems in	France	
Jean-Fran	cois JAN	IN(213)
Chouette, An Open Tool for the Standardization of Multimodal Traveller I	nformati	on
in France and Europe Jacques BIZE and Roland COTTE, Ce	rtu, Fra	nce(219)
高速公路车辆检测技术组合应用研究 高文宝 沙海云 周欣	荣 柴	千(224)
基于区域高速公路联网的信息发布体系研究 ************************************	云 柴	千(230)
环形检测线圈采集信息数据预备技术的研究及应用	亚 皮晓	- 亮(237)
交通管理地理信息平台建设与应用 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	波 符部	3华(244)
RAF-T1 型微波交通检测器在智能交通系统中的应用 ······· 蒋铁珍 余	稳 孙晓	·玮(249)
浮动车技术的发展及应用研究综述 范跃祖 王 力 王川	久 张	海(256)
基于 FCD 的城市道路交通状态判别系统研究	····· 胡金	星(268)
基于手持设备的奥运交通信息服务系统关键技术	梁邦	色平(274)
上海市公路网 OD 管理信息系统设计 ······ 林航飞 李	晔 张金	发(278)
基于手持设备的奥运交通信息服务系统设计	梁邦	色平(285)
基于浮动车的城市动态交通信息采集处理方法研究		
王 力 王川久 张	海 范跋	(291)
实时停车泊位信息采集及动态预测技术研究 … 季彦	婕 邓	卫(297)
LED 可变信息显示设备的开发实践与思考	王麿	場华(303)
城市智能交通管理综合信息平台研究 吴	建陆	建(309)
无线 DDN 在车载系统中的应用 ····· 魏 赟 韩	印 范炯	6全(315)
基于手机探测车的交通信息采集方法研究 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	升 王	媛(321)
基于浮动车采集技术的动态车载导航系统体系构架研究		
	田董	爻(327)
城市道路交通系统多信息平台的融合技术分析 裴玉	龙 蒋贤	オ(334)
车辆定位中的信息融合技术研究综述 蒋浩宇 范耀	祖富	立(341)
基于 ITS 体系框架的货运信息交流系统设计	学 吴和]清(348)
公路出行者信息系统信息采集探讨	雨 李さ	、鵬(356)
ATMS 共用信息平台中数据处理技术研究	娟 陆	建(363)
基于 WebGIS 技术的交通信息服务网站设计与实现 ······· 王继峰 陆化	.普 商	蕾(370)
奥运广域交通综合信息平台建设研究 商 蕎 郑 洁 刘	冲 陆祖	4普(375)

基于 GPS/GIS 技术的道路车速实时分析系统	薛美根	刘 军(379)
浮动车交通信息采集系统建设框架研究 孙建平	温慧敏	郭继孚(384)
交通管理综合信息系统总体框架的研究	于春全	刘 滨(390)
城市交通运行状况月年报编制系统研究及应用	李 晔	林航飞(399)
基于 P89V51 的 LED 交通信息发布系统	王建群	边志强(405)
无线定位技术的发展及其在交通数据采集中的应用		杨 飞(411)
基于 ITS 的汽车行驶安全辅助系统 李克强 王建强 高 锋	张 磊	侯德藻(418)
车载信息系统在混和动力实验车上的应用	沈 勇	徐 亿(429)
第三篇 交通管理与控制		
Research on IO Matrix Estimation Model of Local Network		
XU Tiandong HAO Yu	uan SU	N Lijun(437)
Situation of French ITS in the parking engineering area and prospective	/es	
SARECO Shaoqing WAI	NG jean	delcroix(444)
TJATCMS——同济先进的交通控制与管理系统 ······ 杨晓光	袁长亮	林 瑜(449)
GIS 在大型活动交通组织中的应用 ······ 陈 茜 王 炜	蔡先华	陆 建(459)
世博会入口广场客流聚集行为控制指标研究 吴娇蓉	叶建红	陈小鸿(465)
不对等信息显示的城市停车预调度方法研究	陈峻	周智勇(471)
基于类排队长度的交通干线模糊控制方法研究	吕 兵	翟润平(480)
动态路网交通状态估计理论及其在 ATMS 中的应用 庄 斌	杨晓光	吴志周(486)
地理信息系统(GIS)技术在道路交通安全领域的应用		
	任福田	陈永胜(493)
基于 ATIS 的奥运信息系统对观众步行路线引导研究		
	史建港	韩 伟(499)
城市交通控制与交通流诱导系统协同的模式与策略研究 杨兆升	刘新杰	保丽霞(505)
	柳荫	陆 建(512)
上海市高架交通监控系统 白 旭 曾胜男	杜豫川	孙立军(518)
海信智能交通信号系统控制机理分析及应用 管德永	张本令	朱 中(524)
高密度区匝道控制和诱导在高速公路通道管理中的协同运作		
	陈昕	刘新杰(530)
模糊控制在交通信号控制中的应用研究与探讨 ************************************	陆华普	李志恒(538)
城市主干路交叉口信号协调控制系统设计研究		董向辉(547)
我国城市道路交通管理智能化研究 张永波		刘 强(554)
2010 上海 EXPO 智能化停车诱导系统研究		李素艳(560)
基于 Multi-Agent 的停车需求管理与控制系统研究 ······		王 健(565)
应用层次分析法确定停车诱导系统中各类信息的权重 沈党云	李永胜	荣 建(571)
道路交叉口智能监控系统关键技术研究 范跃祖	李俊韬	张 海(576)
上海城市快速路网先进交通管理系统应用研究 杜豫川 袁文平	周小鹏	孙立军(583)

城市信号灯交叉口混合交通问题研究综述	付 毅	姚丹亚(590)
上海快速路入口匝道单点控制策略仿真评价研究		
	杨晓芳	庄 斌(599)
大城市中心区交通系统改善对策研究	杨健荣	过秀成(608)
基于多智能体技术的恶劣天气交通管理系统研究 蒋汉平	商 蕾	朱 菌(614)
模糊综合评判在交叉口控制方式选择中的应用		裴玉龙(618)
灾时交通系统智能应急决策框架研究		李开兵(625)
基于视频检测信息的干线双向协调控制系统		
	李 锋	王钧生(630)
笠田笠 八井六泽石 佐		
第四篇 公共交通系统		
采用PRT系统解决世博期间上海中心城区交通问题的设想		
	杨晓光	林振海(641)
基于 ITS 技术的 2010 年世博物流系统构建 杨 杨 陈幼林	崔世华	王召强(650)
RFID 与 GPS 技术在物流行业的结合应用 ······	戴连贵	张 勇(658)
区域物流信息化建设推进策略研究 崔世华	王劲恺	钱红波(664)
支撑多式联运的运输管理信息系统的研究与设计 袁 建	熊 萍	王延娟(670)
无线传感器技术在公交优先控制上的应用初探 潘玉琪	吴志周	储 浩(676)
APTS 建设相关问题的讨论 ······		刘宝义(683)
禁忌算法在公交网络优化中的应用 白子建	朱兆芳	龚凤刚(688)
浅析公交优先措施在我国城市交通中的应用	韦 达	王 谦(695)
智能运输系统与城市公共交通的发展	王 屏	徐 洁(700)
北京公共交通网络的"小世界"现象 张 鑫 刘岳峰 郑江华	杜 伟	晏 磊(705)
基于 BP 神经网络的公交停靠站的排队状态预测 韩宝睿	邵光辉	马健霄(711)
智能交通技术在公共交通系统中的应用		吴 叶(718)
公交优先战略研究 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		戴维思(725)
轨道交通与常规公交的换乘衔接研究	戴维思	陈 懿(732)
公交信息化系统发展模式研究——以浦东新区为例 王劲恺	陈川	吴超华(740)
基于一种改进遗传算法的公交调度优化模型研究		
	范海雁	黄灿彬(748)
公交 IC 卡乘客上车站点确定方法及其应用 ······	郭 婕	陈学武(755)
出行者心理需求对城市公共交通发展的影响分析 汪 娟	陈学武	王 庆(760)
城市公共交通枢纽管理信息系统分析与设计 莫一魁	成 峰	晏克非(765)
先进公共交通系统的社会经济评价模型及其应用 张 超	杨晓光	云美萍(773)
智能公交系统(APTS)中 3G 技术的应用	林咖	晏克非(781)
第五篇 电子收费系统		
超宽带技术在不停车收费系统中的应用 陈 睿	曾小清	董徳存(789)
- 4		

高速公路联网收费结算系统规划研究	朱弘戈(794)
高速公路收费和清分的动态算法的实现高学辉	孙 皓(801)
不停车收费系统在应用中的问题及解决方法 赵建有	冯忠祥(805)
高速公路联网收费标准化问题的探讨 郑建湖 董德存	王明华(812)
ITS与TSM 法在都市圈交通拥挤管理中的集成研究 ····································	
	徐丽群(818)
交通拥挤收费的理论基础和在国内实施的对策研究 姬杨蓓蓓	孙立军(825)
基于 SUE 和 DT 的动态交通网络的最优收费设计	张开益(831)
公共停车场集中收费管理及停车诱导整体解决方案 萧一峰	牟 刚(839)
城市道路拥挤收费理论研究与实践进展	罗清玉(844)
电子不停车收费系统研究 李庆瑞	张 洋(851)
电子收费系统在河南省的应用	
高速公路 ETC 收费广场设计 ·····	杨 洪(866)
铁路客运电子商务的实现程 亮	杨甲锋(872)
第一篇 大通系统公坛上证券	
第六篇 交通系统分析与评价	
面向 ITS 的交通仿真实验系统研究与开发	孙 剑(881)
基于 IVC 的瞬时信息在道路网中传播的模拟研究 李乐园 张小宁	张红军(889)
不利气候条件下高速公路行车安全评价 马 艳 赵 强 何佳玮	郭 华(896)
基于自动信息采集的平面交叉口评价系统研究	张建华(904)
交通并行仿真系统框架设计与实现高林杰 隽志才	倪安宁(911)
面向对象的智能交通系统项目评价方法研究 ····································	吴志周(920)
微观交通 仿真模型 研究 ······	任 鹏(925)
城市道路交通微观仿真研究沈中杰 王武宏	熊 辉(931)
基于 Logit 模型的城市道路交通事件检测仿真 覃频频 牙韩高	黄大明(938)
基于仿真实验的 ISA 智能车速控制事故率影响研究	
重庆市 ITS 示范工程对道路交通安全的作用效果评价 李淑庆 朱胜雪	
ITS 项目社会经济影响评价方法的研究·····	
价值工程在智能运输系统项目决策中的应用 陈幼林 杨 扬	崔世华(964)
城市快速路交通流特性分析及参数估计 郝 媛 干宏程 徐天东	
实时动态交通仿真系统的模型与应用 ······ 李克平 Peter Moehl	
基于 GIS 的城市土地利用与交通系统互动研究	刘桂环(982)
並用于 ITS 的微观交通仿真系统初探 张立业	杨明(989)
型用了 113 的 國	
	吴志周(996) 壬国海(1002)
	于国海(1002)
基于手机话务量的城市活动及土地利用特性分析 李小鹏 杨新苗	曹瑾鑫(1010)
城市建设项目交通影响分析研究综述 蔡晓禹 桂豫川	孙立军(1017)

第七篇 其他

上泊	每市	交	通亻	言人	息化	建	设:	推	进模	式	研	究			• • • •	••••	••••	••••••	••••	• • • • • • • • • • • • • • • • • • • •	钱:	红泊	皮	崔世	华(102	27)
组目	日式	城	市力	发展	展的	1交	通	问,	题分	析	与	交i	通发	展	战田	各研	究				张	大氵	毎	靳文	舟(10:	33)
智自	t 交	通	系生	充:	效	益生	5 成	本					• • • •									• • • •	• • • • •	易汉	文(104	41)
国夕	卜智	能	交主	角	系统	(I)	TS) 发	展	综计	水及	文	北	京下	市的	启	示		陈	旭梅	于	7	雷	余	柳(10	56)
智自	电运	输	系生	充白	内资	金	筹	措	与法	制	化扌	寀 i	计		• • • •							• • • •	• • • •	沈	坚(10	66)
加生	央我	玉	环	勃治	每约	经济	地	带	ITS	3 建	设	的	必要	更性	•••			•••••	孙	建诚	李	1	建	杨春	风(10	72)
省均	或公	路	IT	S	找出	各规	划	探	讨 .	••••		• • • •						•••••	陆	键	姜	ť	雨	项乔	君(10)	77)
居戶	出	行	数扌	居日	自动	分采	集	与为	处理	系	统	开发	发码	于究	•••			••••	薛	美根	李	ł	风	柳	鑫(10)	82)
城下	万 居	民	出 1	行数	数 携	自	动	采	集试	、验	研	究	•••		• • • •		••••	•••••	李	枫	薛	美	根	柳	鑫(108	88)
"+	五'	'期	间号	我目	E I	TS	示	范	城市	5 的	规	划	项目	1 及	建计	殳 的	分本	析总结	ţ							
•••	••••	••••		• • • •				• • • •				• • •	• • • •		••••				吕	剑	沙	云	E	曹瑾	鑫(10	94)
公员	各工	. 程	it:	量	支作	十管	理	系	统在	В	/S	结	构_	上的	实	现·			莫	钧	聂	易,	彬	王元	庆(11	00)
航江	首船	舶	统计	计扌	支オ	: 综	述	••			••••	• • • •	• • • •		• • • •			•••••	周	杰	唐	4	亮	姚丹	亚(11	07)
交主	通社	. 会	化	教育	育与	智	能	交:	通的	发	展	•••			••••	••••			••••	• • • • • • • • • • • • • • • • • • • •		• • •	• • • •	陈	n] (11	13)
上泊	每城	市	交主	通付	言度	,化	发	展。	战略	思	考	•••		••••					••••			• • •	• • • •	惠	英(11	21)
大 升	刊 活	动	游	女 ź	& 刘	1特	征	及	空 间	聚	佳 2	校	応が	~ 析					44	建红	陈	زدار	地	吴娇	菱(11	28)

第一篇

基础理论与方法

A Dynamic Traffic Flow Forecast Model

CAO Kai ZHAO Mo

(Shandong University of Technology, Zibo City, 255049)

Abstract In this paper, we propose an approach for forecasting traffic flow, which employs first a double exponential smoothing (DES) model to predict the future datum. Then, the DES model is used again for making a residual correction scheme. Furthermore, a Markov forecast model is adopted to construct a forecast trend adjustment scheme. Smoothing parameters of the DES model is determined by using the genetic algorithm and the gradient descent algorithm. The prediction model is applied to forecasting the traffic flow of Shiji Route in Zibo City, the forecast results of proposed model are compared with that of ARIMA.

Key words Traffic Flow Forecast, Double Exponential Smoothing, Markov Chain, GA/Gradient Descent Algorithm

1 Introduction

The problem of traffic flow forecast is to determine the amount of traffic flow in a future time window. The motivation for such forecast is obvious, since the development of many ITS systems such as route guidance systems, adaptive ramp metering, adaptive signal control, and variable message signs is being increasingly demanded for accurate traffic flow forecasting. Depending on the data source used in the forecasting process, traffic flow forecast models can be mainly categorized into three groups: 1) those using only historical data; 2) those using only real—time data; and 3) those using both historical and real—time data. The key issue in the problem of traffic flow forecast is how to make use of both these sources of information.

A considerable amount of research has been conducted on traffic flow forecast algorithms, for example, some that are based on the spectral analysis^[1], Kalman filtering theory^[2,3], linear models^[4,5], dynamic traffic assignment models^[6], neural-network models^[7], and ARIMA models^[8,9]. These are among typical methods adopted by researchers in the field of transportation.

In this paper, we propose a novel prediction algorithm, in which the double exponential smoothing model (DES) is used first for forecasting the future. Then, the DES model is used again to fit a residual series, and to estimate value of the residual series at the next step. And the estimated value is utilized to correct the previous DES forecast model. This corrected model is called D-DES model.

In order to optimize the smoothing parameters of the DES model, the genetic algorithm

is adopted to perform global search for locating a "good" region in parameter space, and then the gradient descent algorithm is employed to do fine-tuned local search so as to find a near optimal solution in that region.

Last, a Markov forecast method is suggested to provide a adjustment for the prediction trend of D-DES model. The obtained model is called D-DESM model.

This paper is organized as follows. The topology of the proposed forecast model is introduced in the section 2. The combined genetic algorithm and gradient descent method is described in section 3. In section 4, the application on the traffic flow forecast to Shiji Route in Zibo City is presented, and the forecast results of D-DESM model are compared with that of SARIMA model. Finally, conclusions are derived in the last section.

2 Modeling

All forecast methods are, by nature, extrapolated. Their differences lie in the way established patterns and/or relationships are identified and extrapolated in order to make forecasts [10]. Some methods identify the "average" pattern or relationship. Assuming that short-term fluctuations are ignored, all observations are weighted equally, regardless of their time position. In fact, these forecasts are extrapolations of the average pattern or relationship. Therefore, they are long-term oriented.

A great majority of forecast methods produce only short-term oriented forecasts. They work on the assumption that changes in data are possible and that recently established patterns will greatly determine post-sample forecasts. Consequently, forecasts are made by assigning greater value to more recent observations. In effect, these forecast methods are of no consequence in the recent past as their memory is exponentially decaying.

In this paper, the proposed forecast approach differentiates between two models (strategies); a short-term strategy and a long-term one. The former employs models that can readily adapt to changes in the data pattern when they occur, since its objective is short-term. The long-term strategy recognizes that not all pattern changes are permanent; therefore, the most recent pattern does not necessarily provide the most accurate basis for extrapolating in the future. Instead, a long-term model that captures the long-term trend is required. The two models usually produce different predictions that will be reconciled to make the final forecasts.

2.1 DES modeling approach

Double exponential smoothing was first proposed by $Holt^{[11]}$. This method is similar to the α - β - γ filter used in aircraft tracking and relies on the idea that a time series change can be adequately modeled by a simple linear trend equation with a slope and y-intercept parameters that vary over time. Additionally, the method is simpler to understand and perform, and the performance accuracy is not lower than the Kalman filter [11] and equivalent to the Box-Jenkins ARIMA (0, 2, 2) [11].

The forecast model bases on the extrapolation of a line through the two centers. Their "standard" form is usually expressed as follows:

level estimate:

$$Lt = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}). \tag{1}$$

trend estimate:

$$T_t = \beta(L_t + L_{t-1})Y_t + (1 - \beta)T_{t-1}, \tag{2}$$

m period ahead forecasting:

$$\hat{Y}_{t+1}(\alpha,\beta) = \alpha L_t + mT_t. \tag{3}$$

Where, $Y_i(t=1,2,\cdots,N)$ denotes the observed time series. Here, level and trend are two independent components of the forecast model and weighted separately, α and β indicates two weights required by the level and the trend, which are normally restricted such that α , $\beta \in \mathbb{R}^{[n,+]}$.

Substituting Eq. (1) and (2) into (3), a forecast recursive equation for one period ahead is obtained

$$\hat{Y}_{t+1}(\alpha, \beta) = L_t + T_t = (Y_t - L_{t-1} - T_{t-1})\alpha\beta
+ (Y_t - L_{t-1} - T_{t-1})\alpha + L_{t-1} + 2T_{t-1}, \quad \text{for } t = 1, 2, 3, \dots, N$$
(4)

For determining $\hat{Y}_{t+1}(\alpha, \beta)$, initial level estimations and trend estimations are given as follows

$$L_0 = Y_1, \quad T_0 = \frac{(Y_2 - Y_1) + (Y_3 - Y_2) + (Y_4 - Y_3)}{3}$$
 (5)

By substituting Eq. (5) into Eq. (1) and (2), Lt and Tt can be obtained, and then are substituted into Eq. (4).

2. 2 DES model for the residual correction scheme

There have been some methods proposed in improving the accuracy of DES approach in the previous research. In our research, this DES modeling approach is used again to fit a residual series between the predicted series produced by the DES forecast model and actual observed series, and then to give its estimated value at the next step. The scheme is called the residual correction scheme and described in detail as follows.

Assume that the residual series, Er, is defined by

$$E_{c} = \{E_{c}(1), E_{c}(2), \cdots, E_{c}(N), \}$$
 (6)

Where

$$\hat{Y}_1 = Y_1, \quad E_r(k) = Y_k - \hat{Y}_k \quad \text{for } k = 1, 2, 3, \dots, N$$
 (7)

Utilizing Eq. (1), (2) and (3) again, we obtain a DES residual correction model:

$$\hat{E}_{t+1}(\alpha_r, \beta_r) = L_t + T_t = (E_r(t) - L_{t-1} - T_{t-1})\alpha_r\beta_r + (E_r(t) - L_{t-1} - T_{t-1})\alpha_r + L_{t-1} + 2T_{t-1}$$

$$for \ t = 1, 2, 3, \dots, n$$
(8)

Its initial level estimations and trend estimations are

$$L_0 = E_r(1), \quad T_0 = \frac{((E_r(2) - E_r(1)) + (E_r(3) - E_r(2)) + (E_r(4) - E_r(3))}{3}$$
(9)

Thus, the original prediction series can be corrected by

$$\Theta_t = \hat{Y}_t + \hat{E}_t \quad \text{for } t = 1, 2, \dots, N, N+1, \dots$$
 (10)

2. 3 Markov Forecast Adjustment Scheme

Since the memory of DES model is exponentially decaying so that newer observations get a higher weight than older ones. The model can readily adapt to changes in the data pattern and trend when they occur. In effect, the modeling approach is a short-term oriented. However, historical data also contain useful information for prediction. In our research, Markov forecast method is suggested to model those historical data.

To apply the Markov forecast method, we first divide the variation range between the maximum and the minimum of the residual series, $\{\omega_i\}$, $t=1,2,\dots,N$, produced by the D-DES model into m equal (or unequal) intervals for each time step. These intervals are called the state of Markov process. In detail, let \bigotimes_k denote the kth state, namely,

$$\bigotimes_{k} = \left[\bigotimes_{k=1}^{s_{k}}, \bigotimes_{k+1}^{s_{k}}\right] \quad for \ k = 1, 2, \cdots, m \tag{11}$$

where $\min(\omega) \leq \bigotimes_{k=1}^{\gamma_{0}} \leq \max(\omega)$. If $\omega_{i} \in \left[\bigotimes_{k=1}^{\gamma_{0}} , \bigotimes_{k=1}^{\gamma_{0}}\right]$ at time t, ω_{i} is located in state k.

Based on state definition, statistical probability is used, here, to express the possibility of state transition between two adjacent time steps. The state transition probability from state i to state j after τ steps is defined by

$$P_{ij}^{(\tau)} = \frac{\Pi_{ij}^{(\tau)}}{\Pi_{i}} \quad \text{for } i, j = 1, 2, \cdots, m$$
 (12)

where $\Pi_{\eta}^{(\tau)}$ denotes the number of state transitions from state i to state j after τ steps, and Π_{τ} is the total number of states which are state i. Thereby, a τ -step state transition matrix with m states is

$$\Gamma^{(\tau)} = \begin{bmatrix} P_{11}^{(\tau)} & P_{12}^{(\tau)} & L & P_{1m}^{(\tau)} \\ P_{21}^{(\tau)} & P_{22}^{(\tau)} & L & P_{2m}^{(\tau)} \\ M & M & M & M \\ P_{m1}^{(\tau)} & P_{m2}^{(\tau)} & L & P_{mm}^{(\tau)} \end{bmatrix}$$
(13)

Generally, the transition matrix, $\Gamma(\tau)$, is not a stochastic matrix. Accordingly, to conform to the rules of a Markov chain, this study revises Eq. (12) as follows:

$$P_{\eta}^{\epsilon_{+}(\tau)} = \frac{\prod_{ij}^{(\tau)}}{\sum_{j=1}^{m}} \prod_{ij}^{(\tau)} \quad for \ i, j = 1, 2, \cdots, m$$
 (14)

Usually, a one-step transition matrix is considered when performing the prediction. However, the trend of state variation cannot be determined if there exist the same or approximate values in the same row of the matrix. Thus, multi-step transition matrix needs to be considered.

When the effect of more than one step is considered, several relevant state transition matrices should be computed. These state transition matrices can provide a long-term infor-

此为试验 雲要完整PDF语访问·www.ertonghook.com

6