

文章编号: 1001-0920(2007)04-0413-05

## 在线信誉系统中的信任模型构建研究

朱艳春<sup>1</sup>, 刘 鲁<sup>1</sup>, 张 巍<sup>2</sup>

(1. 北京航空航天大学 经济管理学院, 北京 100083; 2. 中央财经大学 信息学院, 北京 100081)

**摘 要:** 针对现有在线信誉系统中信任模型的缺陷, 基于在线拍卖的特点, 并结合已有信任研究成果, 构建了基于多影响因素的信任模型. 本模型适用于在线拍卖环境下对用户信誉状况的全面、准确的评估. 仿真实验表明, 与现有信任模型相比, 本模型的信任度计算精确度较高, 具有较好的可行性.

**关键词:** 信任模型; 在线信誉系统; 在线拍卖

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A

### Study of trust model in online reputation system

ZHU Yan-chun<sup>1</sup>, LIU Lu<sup>1</sup>, ZHANG Wei<sup>2</sup>

(1. School of Economics and Management, Beihang University, Beijing 100083, China; 2. School of Information, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China. Correspondent: ZHU Yan-chun, E-mail: waterflour@163.com)

**Abstract:** Aiming at the limitation of trust model of the existing online reputation system, five key factors are summarized and a trust computing model that combines these factors is built. The proposed model is applied to measure the trustworthiness participants in online auctions. A simulation experiment shows the feasibility of the model.

**Key words:** Trust model; Online reputation system; Online auction

### 1 引 言

在线信任匮乏已成为阻碍在线拍卖快速、健康发展的重要因素<sup>[1]</sup>. 在线信誉系统的出现为解决在线信任危机提供了一种有效途径.

研究表明, 在线信誉系统在防范网络欺诈, 建立良好信任关系, 提高市场效率等方面发挥了积极的作用<sup>[1]</sup>. 但在信任度计算、各类欺诈行为甄别与惩治等方面, 在线信誉系统仍存在很大缺陷<sup>[2]</sup>. 人们采用不同的理论方法, 提出了许多信任模型. 但这些模型大多基于多代理环境, 缺乏对在线拍卖交易特征的描述, 无法适用于在线拍卖环境下对用户信誉状况进行全面、准确地评估.

针对上述问题, 本文借鉴现有的信任研究成果, 结合在线拍卖的特点, 考虑影响在线拍卖信任的 5 项因素, 构建了在线拍卖环境下的信任计算模型, 并利用仿真实验对模型的有效性进行了分析验证.

### 2 在线信誉系统中的信任模型及存在问题

现有在线信誉系统采用的信任模型主要有累加模型和均值模型.

累加模型将用户得到的所有信誉反馈评分进行累加, 作为用户的总体信任度. 累加模型计算简单, 但难以真实反映被评价用户的实际信任度<sup>[3]</sup>.

均值模型将用户的所有信誉反馈评分进行累加, 然后除以评分次数, 记作用户的总体信任度. 均值模型适用于所有评定标度, 但模型对信任状况的区分能力差, 不利于对潜在用户信任度的评估.

针对上述模型存在的问题, 人们采用统计学、人工智能等理论与方法, 提出了许多信任模型, 试图用一种精确、理性的方式来定量地实现信任的度量和评估. 按照建模的方法, 这些模型可分为基于社会学理论、基于统计、基于概率、基于信念理论以及基于语义的信任模型. 表 1 从信誉评分模式、信任模型参量、欺诈行为防范等方面对现有信任模型进行了比较.

由表 1 可看出, 现有信任模型存在以下问题:

收稿日期: 2005-12-04; 修回日期: 2006-02-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(70371004); 教育部博士点基金项目(20040006023).

作者简介: 朱艳春(1979—), 女, 呼和浩特人, 博士生, 从事电子商务等研究; 刘鲁(1947—), 女, 北京人, 教授, 博士生导师, 从事信息系统、电子商务等研究.

表1 信任模型比较

信任模型分类	信任模型	建模方法	信誉评分评定模式	信任模型参量	欺诈行为防范
基于社会学理论	Marsh 信任模型 <sup>[4]</sup>	社会学	$[-1, 1]$	1) 情境因素 2) 历史信任度 3) 时间 4) 情境效用函数	×
	Beth 信任模型 <sup>[5]</sup>	普通概率	$[0, 1]$	1) 肯定经验数 2) 否定经验数	×
基于概率	Josang 信任模型 <sup>[6]</sup>	基于 Beta 分布的概率密度函数	三元组 $= \{b, d, u\}$	1) 肯定事件数 2) 否定事件数	×
	Mui 信任模型 <sup>[7]</sup>	贝叶斯概率	$[0, 1]$	1) 情境 2) 交易历史	×
基于语义	Abdul-Rahman 信任模型 <sup>[8]</sup>	社会学 谓词逻辑	离散的语义变量	1) 情境 2) 评分	×
基于不确定性理论	Yu 信任模型 <sup>[9]</sup>	Demspter-Shafer 证据理论	$[-1, 1]$	评分	×
基于统计	Sporas 信任模型 <sup>[10]</sup>	统计	$[0.1, 1]$	1) 近期信任度 2) 评分用户信任度 3) 评分 4) 时间	
	Malaga 信任模型 <sup>[11]</sup>	统计	$[0, 1]$	1) 评分 2) 评分用户信任度 3) 时间	
实务	累加信任模型	简单累加	$\{-1, 0, 1\}$	评分	×
	平均值信任模型	求均值	$[1, 5]$	评分	×

1) 没有融入在线拍卖交易的情境特征,缺乏对成交价格、交易时间等交易特征的描述,无法准确地预测、判断在线拍卖中用户的交易行为,易于滋长信誉榨取欺诈、信誉波动行为;

2) 没有考察评分用户的信誉状况,无法消除信誉诋毁、信誉榨取等恶意的行为的影响;

3) 忽视了信誉的多维特性,无法全面地反映用户的信誉状况,难以实现信任的个性化评估;

4) 没有欺诈行为的防范与惩治机制,信任模型易遭受恶意用户欺诈行为的攻击;

5) 评分时间权重一致化,易诱发信誉波动行为,难以准确地反映交易双方真实信誉状况。

### 3 基于多影响因素的信任模型

#### 3.1 信任模型的影响因素分析

结合在线拍卖的特点,基于已有研究成果,本文综述了影响在线拍卖信任的5项因素,即交易价值、评分用户信任度、时间权重、信誉反馈评分、近期信任度等。

##### 3.1.1 交易价值

交易价值是影响交易信任的重要因素<sup>[12]</sup>。交易价值越大,交易风险越大,交易双方也越难以信任对

方。在网上环境下,当交易价值很大时,交易双方都将背负着巨大的交易风险。在此情形下,交易双方依然采取诚信的交易行为(按期付款、保质保量发货等),则与价值较小的交易相比,此交易带给交易双方的信誉增值应更大。为此引入交易价值参量,根据不同的交易价值,设置信誉反馈评分的权重,以降低信誉欺诈行为给信任度计算带来的负面影响。

##### 3.1.2 评分用户信任度

累加信任模型与均值信任模型在计算特定用户的信任度时,都没有考虑评分用户的信任度,这为交易双方进行共谋评分提供了可乘之机。为此,在计算信任度时,应引入评分用户的信任度参量,以抵制恶意用户之间信誉共谋,防范信誉欺诈行为。

##### 3.1.3 时间权重

信誉的形成是一个随时间变化的累积过程,并且用户行为的变化会导致其信誉状况的波动<sup>[13,14]</sup>。不同时期的信誉评价对当前信誉的参考价值并不相同。信任模型在计算信任度时,应考虑信誉反馈评分的时间权重。

##### 3.1.4 信誉反馈评分

信誉反馈评分是计算用户信任度的基础信息。

现有在线信誉系统采用的信誉反馈评分多属于 1~5 或 {-1, 0, 1} 的单一标量, 没有包含拍卖物品价格、质量等在线拍卖交易的特征, 不利于用户对潜在交易伙伴信任的个性化评估. 本文将信誉反馈评分扩展为涵盖多维在线拍卖交易特征的  $n$  维向量.

### 3.1.5 近期信任度

给定时刻  $t$ , 则  $t-1$  时刻用户的信任度称为用户的近期信任度. 近期信任度是当前该用户的交易伙伴对其交易行为的客观评价, 反映了该用户近期的信誉状况. 为此, 引入用户信任度的变化对于全面考察用户信誉变化趋势, 确保信任度计算的准确性有着重要作用.

### 3.2 有关定义和模型表述

**定义 1** 设  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  为信誉关键因素的集合,  $c_i$  表示第  $i$  个信誉关键因素. 给定用户  $u$ , 其交易伙伴  $v$  对用户  $u$  的信誉反馈评分  $f(v, u)$  为  $c_1, c_2, \dots, c_n$  下的  $n$  维向量, 即  $f(v, u) = (f_{c_1}(v, u), f_{c_2}(v, u), \dots, f_{c_n}(v, u))$ , 其中  $f_{c_i}(v, u) \in [-1, 1]$  为在  $c_i$  下对  $u$  的信誉反馈评分.

**定义 2**  $N(u)$  称为用户  $u$  的交易伙伴集合.

**定义 3** 给定  $x \in N(u), t_x \in [t-1, t]$  表示用户  $x$  和  $u$  拍卖交易发生的时间, 则称  $(t_x, t)$  为  $x$  对  $u$  的信誉反馈评分  $f(x, u)$  的时间折现函数, 为时间权重因子.

**定义 4** 在时域  $[t-1, t]$  内, 设  $x$  为用户  $u$  的交易伙伴,  $x \in N(u)$ , 则  $p(x, u)$  表示用户  $x$  与  $u$  交易的价值.

基于多影响因素的信任模型可表示为

$$t(x) = \begin{cases} t_{-1}(u) + \\ \cdot \exp\left(\frac{w[p(x, u)]}{x \in N(u)}\right) \cdot \\ \text{Cr}[t_{-1}(x)] \cdot (t_x, t) \cdot \bar{f}(x, u), & (1) \\ N(u) = 0; \\ t_{-1}(u), N(u) = 0. \end{cases}$$

其中  $w[p(x, u)]$  为交易价值的权重函数,  $w[p(x, u)] = p(x, u) / \mu$ ,  $\mu$  为系统 (拍卖网站) 所设置的满足保险索赔条件的最小交易价值. 根据 2004 年 iResearch《中国网上拍卖研究报告》, 我国的成交拍卖物品的平均交易价格约计 200 元<sup>[15]</sup>, 本文设  $\mu = 200$ .  $t_{-1}(x)$  为评分用户信任度  $x$  的权重;  $(t_x, t) = e^{-t_x}$ ,  $0 < t_x < 1$ , 由系统指定;  $\bar{f}(x, u)$  为用户  $x$  对  $u$  的平均信誉反馈评分. 为便于与现有的信任模型进行比较分析, 本文只讨论  $\mu = 0.5, \alpha = 0.5$  时的简化信任模型.

### 3.3 评分用户信任度的计算方法

基于 Li 等人<sup>[16]</sup> 的思想, 本文给出两种计算评分用户信任度权重  $\text{Cr}[t_{-1}(x)]$  的方法, 即基于用户信任度和基于协同过滤的计算方法.

#### 3.3.1 基于用户信任度的计算方法

该方法直接采用评分用户  $x$  的信任度  $t(x)$  作为其提交的信誉反馈评分的权重, 即

$$\text{Cr}[t_{-1}(x)] = \frac{t(x)}{\sum_{y \in N(u)} t(y)}. \quad (2)$$

将基于用户信任度的信任模型称作 TVCM 模型.

#### 3.3.2 基于协同过滤的计算方法

基于协同过滤<sup>[17,18]</sup> 计算是指根据目标用户  $u$  的个人交易历史, 通过计算目标用户  $u$  与评分用户  $x$  对同一交易伙伴评分的相似性, 来度量评分用户  $x$  的信任度的权重.

采用余弦夹角计算信誉反馈评分相似性, 即

$$\text{sim}(x, y) = \cos(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{\bar{x} \cdot \bar{y}}{\|\bar{x}\| \cdot \|\bar{y}\|} = \frac{\sum_{j \in \text{CN}(x, u)} x_j y_j}{\sqrt{\sum_{j \in \text{CN}(x, u)} x_j^2} \cdot \sqrt{\sum_{j \in \text{CN}(x, u)} y_j^2}}. \quad (3)$$

设  $\text{CN}(x, u)$  为共同交易伙伴集合,  $\text{Cr}[t_{-1}(x)]$  可表示为

$$\text{Cr}(t_{-1}(x)) = \text{sim}(x, u) = \frac{\sum_{k \in \text{CN}(x, u)} \cos[f(x, k), f(u, k)]}{|\text{CN}(x, u)|} = \frac{\sum_{k \in \text{CN}(x, u)} \frac{f_{c_i}(x, k) \cdot f_{c_i}(u, k)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|C|} f_{c_i}(x, k)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{|C|} f_{c_i}(u, k)^2}}}{|\text{CN}(x, u)|}, \quad (4)$$

其中  $|\text{CN}(x, u)|$  为目标用户  $u$  和评分用户  $x$  的共同交易伙伴集合的基数.

评分用户  $x$  与目标用户  $u$  的评分相似性愈强, 评分用户  $x$  的信任度  $t(x)$  的权重  $\text{Cr}[t_{-1}(x)]$  也愈大. 该方法不仅可度量评分用户信任度的权重, 而且通过计算评分用户  $x$  与目标用户  $u$  的评分相似性, 可有效降低信誉诋毁欺诈行为的负面影响.

基于协同过滤的信任模型称作 CFCM 模型.

### 4 仿真分析

利用 Matlab 编写仿真实验环境, 仿真实验的变量如表 2 所示.

实验共包含 100 个用户, 用户的初始信任度服从  $[0, 10]$  上的均匀分布, 用户之间随机进行交易, 每个用户在仿真过程中完成 100 次交易. 交易后的

表2 仿真变量

变量	描述	初始值
$N$	用户数目	100
$NP$	恶意用户的规模	25 %
$MP$	恶意用户采用欺诈行为的概率	100 %
$T$	交易期	10
$t$	每交易期交易的次数	10
	时间权重因子	0.9

信誉反馈评分服从均值为交易伙伴信任度、标准方差为0.3的正态分布<sup>[10]</sup>。用户分为诚信用户和恶意用户两种。恶意用户主要采取两种交易行为：1) 信誉诋毁行为，向其交易伙伴提交负反馈评分，从事虚假拍卖交易；2) 信誉榨取行为，通过从事小额交易积累信誉，然后在大宗交易中实施欺诈。

实验旨在以 eBay 和 Sporas 模型为参照，通过比较在不同规模的恶意用户下，恶意行为对信任计算模型的影响，检验模型的有效性。模型有效性的评价标准为信任计算误差<sup>[16]</sup> (TCE)，即

$$TCE = \frac{\sum_{i \in U} [\hat{p}_t(i) - p_t(i)]^2}{|U|} \quad (5)$$

其中： $|U|$  表示系统中的用户数目，

$$\hat{p}_t(i) = \frac{r_t(i) - \min(r_{t-1})}{\max(r_{t-1}) - \min(r_{t-1})}$$

表示用户  $i$  的信任度， $p_t(i)$  表示  $t$  时用户  $i$  诚信交易的概率。

### 4.1 信誉诋毁行为仿真

#### 4.1.1 稳定型欺诈

实验设定  $MP = 1$ ， $NP$  以 (0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8) 的规律变化。实验模拟了两种情形：1) 不共谋的情形，用户对所有与其交易的用户提交负评分 (-1)；2) 共谋情形，多个共谋用户之间给好评 (1)，对其他非共谋团伙的用户提供负评分 (-1)。仿真结果如图 1 和图 2 所示。

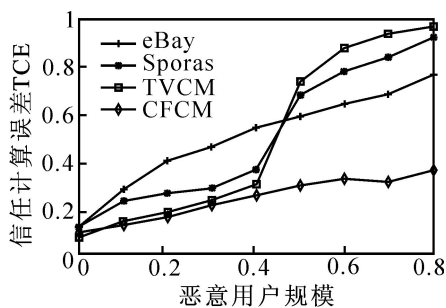


图1 无共谋时稳定型欺诈行为的信任计算误差

由图 1 可见，随着恶意用户数目的增加，eBay 信任模型的计算误差几乎呈线性增长。当  $NP < 40\%$  时，TVCM 模型和 Sporas 模型在计算用户信任度

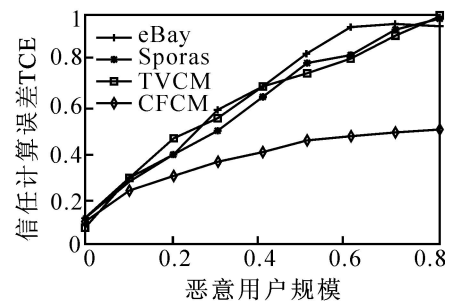


图2 共谋时稳定型欺诈行为的信任计算误差

时，误差比 eBay 小。当  $NP = 40\%$  时，这两种模型的误差迅速增长。这说明当恶意用户的规模达到一定程度时 ( $P = 40\%$ )，用评分人的信任度来度量评分人的可信性的方法来防范信誉诋毁难以奏效。而 CFCM 模型考虑了评分的相似性，准确地甄别了恶意用户，从而有效降低了信誉诋毁行为对信任度计算的负面影响。

由图 2 可见，在共谋情形下，eBay、TVCM 及 Sporas 模型对信誉诋毁行为较敏感。而 CFCM 模型采用了相似性的信任计算方法，较好地过滤了来自共谋团伙的恶意用户，从而消除了信誉诋毁行为的恶意破坏。

#### 4.1.2 波动型欺诈

实验设定  $NP = 0.25$ ， $MP$  以 (0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1) 的规律变化。仿真结果也分为共谋与不共谋两种情形。各模型的平均误差如表 3 所示，仿真实验的结果如图 3 和图 4 所示。

表3 波动型欺诈中各模型的平均误差

平均误差	eBay	Sporas	TVCM	CFCM
无共谋	0.405 2	0.348 2	0.340 7	0.261 0
(最大)	(0.650 2)	(0.635 27)	(0.57)	(0.419 9)
共谋	0.494 6	0.445 9	0.439 8	0.363 9
(最大)	(0.840 1)	(0.774 3)	(0.782 2)	(0.593 2)

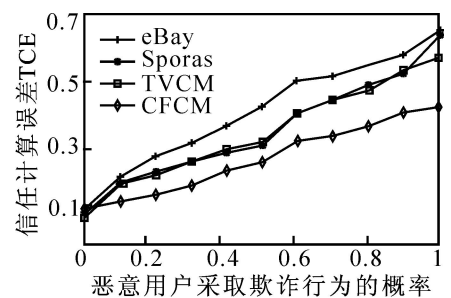


图3 无共谋时波动型欺诈的信任计算误差

由图 3 和图 4 可见，无论共谋与否，CFCM 模型的信任计算误差比 eBay、Sporas、TVCM 模型都小，说明与现有的信任计算模型相比，CFCM 信任模型能较为有效地克服波动型欺诈行为对信任评估的影响，起到了一定的防范欺诈行为的作用。在共谋情况

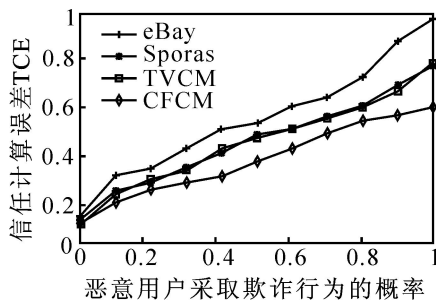


图 4 共谋时波动型欺诈的信任计算误差

下,TVCM 模型的误差增长迅速,误差的变化趋势与 Sporas 模型相近,由于直接采用评分人的信任度作为评分人可信性的表征,TVCM 模型将一些接收了负反馈的诚实用户误认为恶意用户,因而造成较大的计算误差。

#### 4.2 信誉榨取行为仿真

该实验模拟了一个恶意用户的 500 次交易. 设其在前 300 次交易(价格服从[1,10] 均匀分布) 采取诚实交易,后 200 次交易(价格服从[300,400] 均匀分布) 采取欺诈交易. 仿真结果如图 5 所示.

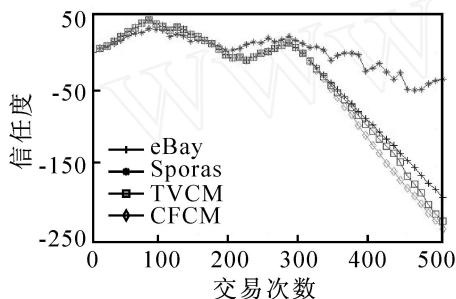


图 5 信誉榨取行为仿真

由图 5 可见,与 eBay, Sporas 模型相比,TVCM 和 CFCM 模型能较好地反映恶意用户信誉榨取行为的变化趋势,并且在后 200 次的信任度下降速度明显比 eBay 以及 Sporas 模型快,表明模型对信誉榨取行为的惩戒力度更大,能够起到更好的威慑作用。

## 5 结 语

针对现有在线信誉系统中的信任模型及传统理论信任模型的局限性,本文概述了影响在线拍卖信任的 5 项因素,构建了基于多影响因素的信任模型. 最后通过仿真实验对信任模型的有效性进行了分析. 仿真结果表明,与现有的信任模型在不同规模的恶意用户采取欺诈行为时,信任度计算较为准确,并对信誉诋毁、欺诈行为有一定的防范作用。

#### 参考文献(References)

[1] Resnick P, Zeckhauser R, Friedman E, et al. Reputation systems[J]. Communications of the ACM, 2000, 43(12): 45-58.

[2] Xiong L, Liu L. A reputation-based trust model for peer-to-peer ecommerce communities[C]. Proc of ACM Conf on Electronic Commerce. San Diego: ACM Press, 2003: 228-229.

[3] Guha R, Kumar R, Raghavan P. Propagation of trust and distrust [C]. Proc of the 2004 Int Conf on the WWW. New York: ACM, 2004: 403-412.

[4] Marsh S. Formalising trust as a computational concept [D]. Stirling: University of Stirling, 1994.

[5] Beth T, Borcherding M, Klein B. Valuation of trust in open network[C]. Proc of the European Symposium on Research in Security. Brighton: Springer-Verlag, 1994: 3-18.

[6] Jøsang A, Hird S. Simulating the effect of reputation systems on e-markets[C]. Proc of the 1st Int Conf on Trust Management. Berlin: Springer, 2003: 179-194.

[7] Mui L, Mohtashemi M, Halberstadt A. A computational model for trust and reputation[C]. Proc of 35th Hawaii Int Conf on System Sciences. Hawaii: IEEE Press, 2002: 2431-2439.

[8] Abdul-Rahman A, Hailes S. Suorting trust in virtual communities[C]. Proc of 33rd Hawaii Int Conf on System Sciences. Hawaii: IEEE Press, 2002: 1769-1777.

[9] Yu B, Singh M. A social mechanism of reputation management in electronic communities[C]. Proc of the 4th Int Workshop on Cooperative Information Agents. Boston: Springer-Verlag, 2000:154-165.

[10] Zacharia G. Collaborative reputation mechanisms for electronic marketplaces[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(4): 371-388.

[11] Malaga R A. Web-based reputation management systems: Problems and suggested solutions [J]. Electronic Commerce Research, 2001, 1(4): 403-417.

[12] Su J, Manchala D. Building trust for distributed commerce transactions[C]. Proc of 17th Int Conf on Distributed Computing Systems. Baltimore: IEEE Computer Society, 1997: 322-329.

[13] Herbig P, John M. The relationship of reputation and credibility to brand success [J]. J of Consumer Marketing, 1995, 12(4): 5-10.

[14] Yoon E, Guffey H G, Kijewski V. The effects of information and company reputation on intentions to buy a business service [J]. J of Business Research, 1993, 27(3): 215-228.

[15] iResearch2004 年中国网上拍卖研究报告 [EB/OL]. <http://www.iresearch.com.cn>. (2004 report of online auction in china by iresearch [EB/OL]. <http://www.iresearch.com.cn>.)

(下转第 422 页)

挡,将其作为一个整体进行跟踪,3人的轨迹暂时合并为一条轨迹;图4(c)为遮挡结束,3人完全分裂开,用直方图匹配算法分别辨识分裂目标,并与遮挡前的相应轨迹进行关联;图4(d)为2人又发生轻微遮挡,使用均值漂移算法对其进行跟踪。

### 5.3 复杂场景下的多目标跟踪

图5所示为复杂场景下的多目标跟踪结果,并实时描述各目标的运动轨迹。图5(a)为在61帧时出现新目标(最右侧目标),相应的为其新增轨迹;图5(b)为3个目标发生合并,一起进行跟踪;图5(c)在图像左上又出现新增的目标,并且黑色轨迹对应目标接近消失;图5(d)为已经确定黑色轨迹对应目标消失,去除其对应轨迹,并且左下方又出现新的目标;图5(e)为跟踪结束时的场景。可见,提出的关联矩阵和轨迹关联算法能对各种特殊情况进行准确判断并保证正确的跟踪。



(a) 61帧新增目标 (b) 108帧合并 (c) 146帧新增目标



(d) 166帧新增目标 (e) 320帧跟踪结束

图5 复杂场景下的多目标跟踪

## 6 结 论

针对多人跟踪中常出现的遮挡等难题,提出了基于运动目标检测的多目标跟踪算法。其特点有:1)基于改进 $c$ -均值聚类的自适应运动目标检测方法,有效克服了固定分割阈值不能适应场景变化的缺点,并实时进行背景更新;2)不同情况下采用不同的关联矩阵,可保证场景情况判断的准确性;3)对于常出现的两人不严重遮挡问题,采用基于颜色直方

图的均值漂移算法对合并的目标分别跟踪,可保证跟踪的准确性;4)提出的轨迹关联方法和采用直方图匹配对分裂目标进行辨识,可保证多目标跟踪的可靠性。

### 参考文献(References)

- [1] Wren Christopher Richard, Azarbayejani Ali, Darrell Trevor, et al. Pfunder: Real-time tracking of the human body[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 780-785.
- [2] Haritaoglu Ismail, Harwood David, Davis Larry S. W<sup>4</sup>: Real-time surveillance of people and their activities[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 809-830.
- [3] Marecenaro L, Ferrari M, Marchesotti L. Multiple object tracking under heavy occlusions by using Kalman filter based on shape matching[C]. IEEE Int Conf on Image Processing. New York, 2002: 341-344.
- [4] Stephen J McKenna, Sumer Jabri, Zoran Duric, et al. Tracking groups of people[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 80(1): 42-56.
- [5] Tao Yang, Stan Z Li, Quan Pan, et al. Real-time multiple objects tracking with occlusion handling in dynamic scenes[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, 2005: 970-975.
- [6] Lee Dar-Shayang. Effective gaussian mixture learning for video background subtraction[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 827-832.
- [7] Elgammal Ahmed, Harwood David, Davis Larry. Non-parametric model for background subtraction[C]. European Conf on Computer Vision. Dublin, 2000: 751-767.
- [8] Elias Herrero-Jaraba, Carlos Orrite-Urunuela, Jesus Senar. Detected motion classification with a double-background and a neighborhood-based difference[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(1): 2079-2092.
- [9] Comaniciu Dorin, Ramesh Visvanathan, Meer Peter. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [10] Bradski Gray R. Computer vision face tracking for use in a perceptual user interface[J]. Intel Technology J, 1998, 2: 1-15.

(上接第417页)

- [16] Li X, Liu L. Peer trust: Supporting reputation-based trust in peer-to-peer communities[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2004, 16(7): 843-857.
- [17] Breese J, Hecherman D, Kadie C. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering[C]. Proc of the 14th Conf on Uncertainty in Artificial

Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1998: 43-52.

- [18] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms[C]. Proc of the 10th Int World Wide Web Conf. Hong Kong: ACM Press, 2001: 285-295.