

## 基于时间序列模型的粒子滤波行人跟踪算法研究

王双红, 张鹏

(中原工学院, 郑州 450007)

**摘要:** 针对行人运动的随机性导致运动状态模型适应性差和人在行走过程中可能发生短时全部或局部遮挡导致行人跟踪算法精度较低的问题, 提出基于时间序列模型的粒子滤波行人跟踪算法; 建立了行人运动时间序列模型; 给出了基于对视频序列初始帧的检测, 确定行人的位置、宽高等作为跟踪先验信息的方法; 由先验信息计算加权颜色直方图构建初始粒子群分布, 并利用时间序列运动模型预测粒子在下一时刻的状态分布, 并更新粒子权值; 根据有效粒子的个数判断是否进行重采样; 最后由所有粒子的加权和估计行人的运动状态; 仿真实验表明: 文中提出根据行人的运动轨迹时间序列运动模型可使行人的状态估计更准确, 预测误差进一步减小, 预测精度得到了提高。

**关键词:** 时间序列; 粒子滤波; 行人跟踪; 颜色直方图; ARMA

## Particle Filter Tracking Moving Pedestrian Based on Adaptive Time Series Models

Wang Shuanghong, Zhang Peng

(Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China)

**Abstract:** Aiming at the poor adaptability of the movement state model because of the random pedestrian movements and the less pedestrian tracking algorithm accuracy caused by the short-time wholly or partially obscured movements of the pedestrian. First, the time series model of pedestrian movement is established, then the method of the achievement of the tracking the prior information is established by detecting the initial frame of the video sequence to determine the location and the wider, and etc. The weighted color histogram is calculated based on the prior information to the initial particle size distribution, and the distribution of the next time particle state is predicted by use of the time-series model, the particle weights is also updated. Whether resembling or not is depend on the number of effective particles. Finally, the pedestrian motion state can be estimated based on the weighted sum of all particles. Experiments show that improved particle filter algorithm allows a more accurate estimate of the pedestrian movement.

**Keywords:** time series; particle filter; pedestrian tracking; color histogram; ARMA

## 0 引言

行人跟踪就是通过对传感器拍摄到的视频序列进行分析, 计算出目标行人在每帧图像上的位置、大小和运动速度, 并将图像序列中不同帧中同一运动目标行人关联起来得到待观测行人完整的运动轨迹。行人跟踪是行为识别技术的一部分, 其可为后期行为识别(如, 异常动作)提供准确可靠的信息。

目前, 行人跟踪的方法可分为两大类: 基于检测的方法<sup>[1-3]</sup>和基于跟踪的方法<sup>[4-6]</sup>。基于检测的方法, 例如统计学习类方法, 该类方法具有很强的适应性和鲁棒性, 但由于需要对所有可能的检测窗口进行穷举搜索, 计算复杂度较高, 检测速度较慢。且此类方法无法很好地解决目标被遮挡、目标形状变化, 干扰物影响情况下的跟踪精度低的问题。因此, 本文采用基于运动状态预测的先检测后跟踪的方法, 即贝叶斯估计的方法。根据统计学习的方法检测起始帧, 确定行人的位置等信息, 对运动序列后续帧中目标行人的运动轨迹、尺度变化进行

持续的跟踪。由于行人运动具有随机性, 属于随机时间序列, 不适宜使用确定性跟踪算法, 本文基于时间序列模型的粒子滤波<sup>[6-8]</sup>来逼近状态的后验分布, 即使在复杂的背景下, 如目标被遮挡、噪声、阴影等, 也能较好地实现视频序列中行人的跟踪。

1 基于时间序列行人运动模型<sup>[9-11]</sup>

行人运动过程中自主性较强, 运动轨迹时常发生变化, 运动速度动态变化, 不能在整个跟踪过程中运用固定的模型描述行人的运动规律, 因此需要根据行人时间序列的变化趋势动态地建立模型, 动态更新行人的运动方程, 以达到精确地跟踪。基于时间序列构建动态运动模型主要步骤如下:

## 1.1 平稳性检验

为确保模型的可靠, 需要对行人行走的时间序列进行平稳性检验。一个平稳序列  $\{x_t\}$  具有两个基本特点: 均值  $\mu_x$  和方差  $\sigma_x^2$  均为常数; 自协方差函数  $R_x$  只与时间间隔  $k$  有关, 而与具体时刻  $t$  无关。因此, 对  $\{x_t\}$  的平稳性检验, 既为对这两个特性的检验。首先基于一组适合宽度的滑动窗口, 采用自相关系数  $p_k$  进行初步检验; 在此基础上, 进行 ADF 单位根检验, 按照

$$DF = \frac{\hat{\beta} - 1}{s(\hat{\beta})} = \frac{\hat{\beta} - 1}{s_x / \sqrt{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2}} \quad (1)$$

收稿日期: 2015-01-20; 修回日期: 2015-03-19。

**基金项目:** 河南省教育厅科学技术研究重点项目(12B510037, 13B510296); 河南省科技厅科技攻关计划项目(142102210579); 郑州市科技局科技攻关项目(141PPTGG363)。

**作者简介:** 王双红(1978-), 女, 河南长垣人, 讲师, 硕士, 主要从事控制理论与控制工程, 信号分析处理方向的研究。

计算 DF。其中： $s_s = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=2}^T e^2 t}$ ,  $\hat{\beta} = \frac{\sum_{t=1}^T y_{t-1} y_t}{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2}$ 。将 DF 与

单位根临界值检验表相比较，若存在单位根，则为非平稳序列，可以通过取对数，差分等方法消除单位根，得到平稳序列。

通常，对非平稳序列进行  $d$  次差分直到获得平稳序列再进行建模：

$$\nabla^d x_t = (1 - B)^d x_t = \sum_{i=0}^d (-1)^i C_d^i x_{t-i} \quad (2)$$

**1.2 标准化处理**

对于观测序列  $\{x_t\}$ ，当其取值过大或过小时，为保证计算精度、减少舍入误差，避免溢出，可对  $\{x_t\}$  进行标准化处理。记观测时序为  $\{x_t^{(0)}\}$ ，当  $\{x_t^{(0)}\}$  满足均值为  $\hat{\mu}_x$ ，方差为  $\sigma_x^2$  的正态分布时，对  $x_t^{(0)}$  中各数据进行如下标准化处理：

$$x_t = \frac{x_t^{(0)} - \hat{\mu}_x}{\sigma_x} \quad (3)$$

显然，标准化处理后的序列满足标准正态分布  $x_t \sim N(0, 1)$ 。当用标准化的时序建模后，用于预测、控制等时，需要将其还原成原始序列  $\{x_t^{(0)}\}$ ：

$$x_t^{(0)} = \hat{\sigma}_x x_t + \hat{\mu}_x \quad (4)$$

**1.3 模型的识别**

时间序列模型有自回归 (AR) 模型、滑动平均 (MA) 模型和自回归滑动平均 (ARMA) 模型 3 种。具体选择哪一种模型要依据数据的自相关系数  $\rho_k$  和偏相关系数  $\phi_k$  的截尾性、拖尾性来决定。如果  $\rho_k$  拖尾， $\rho_k$  截尾，则为 AR 模型； $\rho_k$  截尾， $\rho_k$  拖尾，则为 MA 模型； $\rho_k$  和  $\rho_k$  均拖尾，则为 ARMA 模型。

行人在行走过程中，某时刻的趋势与其上一时刻或者前几次时刻的状态和环境噪声有关。为简化分析过程，认为该时刻状态只与前几次时刻的状态和本时刻的噪声有关，与之前时刻的噪声无关。因此，可建立行人运动的时间序列运动模型，既，自回归 AR 模型：

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \phi_3 x_{t-3} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \epsilon_t \quad (5)$$

式中， $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_p$  为模型参数， $p$  为模型的阶数， $\epsilon_t$  为当前时刻的白噪声。

**1.4 模型的初步定阶**

已知 AR (p) 模型，则有

1) 自协方差函数：

$$\begin{aligned} r_k &= E(x_t x_{t+k}) = \\ E[x_t (\phi_1 x_{t+k-1} + \phi_2 x_{t+k-2} + \phi_3 x_{t+k-3} + \dots + \phi_p x_{t+k-p} + \epsilon_t)] &= \\ E[x_t \phi_1 x_{t+k-1} + x_t \phi_2 x_{t+k-2} + x_t \phi_3 x_{t+k-3} + \dots + & \\ x_t \phi_p x_{t+k-p} + \epsilon_t] &= \\ \phi_1 r_{k-1} + \phi_2 r_{k-2} + \phi_3 r_{k-3} + \dots + \phi_p r_{k-p} & \end{aligned} \quad (6)$$

2) 自相关函数：

$$\rho_k = \frac{r_k}{r_0} = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \phi_3 \rho_{k-3} + \dots + \phi_p \rho_{k-p} \quad (7)$$

其中： $\rho_k = \rho_{-k}$ ， $\rho_0 = 1$ 。在自相关函数表达式中，令  $k = 1, 2, 3, \dots, p$ ，得一组方程式，称之为尤拉-沃克 (Yule-Walker) 方程：

$$\begin{pmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{p-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{p-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \rho_{p-3} & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \phi_3 \\ \vdots \\ \phi_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \\ \vdots \\ \rho_p \end{pmatrix} \quad (8)$$

简记为：

$$P_p \Phi_p = \rho_p \quad (9)$$

$\Phi_p$  中最后一个参数  $\phi_p$  称为偏自相关系数，序列  $\{\phi_i\}$ ， $i = 1, 2, 3, \dots, p$  称为偏自相关函数。设自回归模型是 AR (p)，则偏相关函数  $\phi_{p+1}$  及其后的  $\phi$  值皆为零。通过这个方法可以初步确定自回归模型阶数。选取不同的  $p$  阶模型，计算并比较各个模型下的自相关函数和偏相关函数，用于判断模型的阶数。

**1.5 参数估计**

对每一个 AR 模型，将上一步样本的自相关系数  $\hat{\rho}_1, \hat{\rho}_2, \dots, \hat{\rho}_p$  带入  $Y-W$  方程，求解便得到系数  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  的矩估计  $\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \dots, \hat{\phi}_p$ 。自回归模型中的噪声参数可以通过下面的方法求解，该序列为零均值平稳 AR (p) 模型， $E x_t = 0$ ，则：

$$D x_t = E(x_t x_t) = E(x_t - E x_t)^2 = E(x_t)^2 = \sigma_x^2 \quad (10)$$

$$\begin{aligned} D x_t = r_0 = E(x_t (\phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \epsilon_t)) &= \\ \phi_1 r_1 + \phi_2 r_2 + \dots + \phi_p r_p + \sigma_\epsilon^2 & \end{aligned} \quad (11)$$

$$\text{又, } r_k = \rho_k r_0, \text{ 则} \quad (12)$$

$$\sigma_\epsilon^2 = r_0 - \sum_{i=1}^p \phi_i r_i = r_0 - \sum_{i=1}^p \phi_i \rho_i r_0 = r_0 (1 - \sum_{i=1}^p \phi_i \rho_i) \quad (13)$$

用矩估计  $\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \dots, \hat{\phi}_p$  代替  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ ，用样本自相关系数  $\hat{\rho}_1, \hat{\rho}_2, \dots, \hat{\rho}_p$  代替  $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_p$ ，用样本的方差  $\sigma_{x_t}^2$  代替  $r_0$ ，就得到白噪声序列  $\epsilon_t$  的方差  $\sigma_\epsilon^2$  的矩估计：

$$\hat{\sigma}_\epsilon^2 = \hat{\sigma}_{x_t}^2 (1 - \sum_{i=1}^p \hat{\phi}_i \hat{\rho}_i) \quad (14)$$

对所有具有不同阶数  $p$  的 AR 模型，其估计出来的系数参数和噪声方差参数也不相同。

**1.6 模型最终定阶**

对所有 AR 模型，利用上步求出白噪声方差的估计  $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ ，计算相应的 AIC 值，并作比较。选择 AIC 值最小的作为最后的模型。

$$AIC = N \ln(\hat{\sigma}_\epsilon^2) + 2(p + 1) \quad (15)$$

**1.7 模型检验**

对模型进行适应性检验和参数的显著性检验。如果模型不具有适应性，则需递增模型的阶数，重新计算新模型的参数；如果模型参数的显著性等于零，则需递减模型的阶数，重新计算新模型的参数，重新开始。

**2 时间序列运动模型粒子滤波单个行人的跟踪仿真**

运用时间序列运动模型的粒子滤波行人跟踪算法跟踪视频中的单一行人目标。我们选取校园内的两个场景随机拍摄视频序列，两个场景都分别拍摄了 1 组视频，其中一组只含 1 个行人的视频；另一组有 2 个行人，跟踪行人或反向行走，或与非跟踪行人有交叉运动，模拟相似物的干扰。摄像机采用 hp TrueVision HD，视频格式为非压缩的 avi，每帧图像的像素均为  $320 \times 240$ ，帧速率为 10 fps。这些视频数据包括了目标行人的任意平移、转动、突然反向平移、相似物干扰、树影、以及光照变化等目标的随机运动和较复杂的背景变化。

具体步骤如下。

1) 初始化：

首先利用自适应阈值广义 Hough 变换图形识别算法<sup>[12]</sup> 检

测出初始帧中的行人, 给出行人所在矩形区域的位置信息作为跟踪的起始状态, 即状态的先验信息  $p(x_0)$ , 其中状态向量为  $x_0 = \{x_0, y_0, v_x, v_y, h_x, h_y, at\_dot\}$ , 分别表示中心点  $x$ 、 $y$  的坐标, 中心点  $x$ 、 $y$  方向的速度, 矩形的半宽、半高, 以及矩形的尺度变化。

然后在行人矩形区域的中心点附近按照高斯分布选取一定数量的粒子, 初始化采样点集, 每个粒子的状态为:  $x_i = \{x_0 + \Delta x^i, y_0 + \Delta y^i, v_x + \Delta v_x^i, v_y + \Delta v_y^i, h_x + \Delta h_x^i, h_y + \Delta v_y^i, at\_dot + \Delta at^i\}$ , 其中  $\{\Delta x^i, \Delta y^i, \Delta v_x^i, \Delta v_y^i, \Delta h_x^i, \Delta v_y^i, \Delta at^i\}$  是在初始状态的基础上按照高斯分布  $N(0, 0.4^2)$  叠加的随机扰动, 共初始化 80 个粒子。

使用 HSV 色彩空间的加权颜色直方图<sup>[13,14]</sup>作为观察模型, 求出由初始状态确定的矩形区域的加权颜色直方图分布作为目标模型:

$$\hat{p}_u(x_0) = C \sum_{i=1}^n \left( \left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u] \quad (18)$$

式中,  $x_0$  为矩形中心坐标,  $x_i$  为矩形区域的某一个像素,  $h$  是矩形区域的大小,  $u$  为颜色直方图的段数,  $b(x_i)$  是像素点  $x_i$  所在的直方图段数的指示函数,  $n$  为矩形区域像素的个数,  $C$  为归一化常数。

### 2) 粒子状态的传播<sup>[15]</sup>:

对于视频目标来说, 在相邻两帧之间, 行人运动的变动性不大, 因此多数情况下, 采用二阶常速模型描述其运动规律。初始时刻, 目标的状态随时间的变化方程如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{w}_{k-1} = \\ &\begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & h_{x_{k-1}} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & h_{y_{k-1}} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \\ &\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta v_x \\ \Delta v_y \\ \Delta Sc \\ \Delta Sc \\ \Delta at \end{pmatrix} \mathbf{w}_{k-1} \quad (19) \end{aligned}$$

其中:  $\mathbf{A}$  为系统传递矩阵,  $\mathbf{B}$  为噪声矩阵,  $\Delta T$  为采样周期,  $\mathbf{w}_{k-1}$  为一个多变量的高斯白噪声。

粒子集  $\{x_{k-1}^i, n=1, \dots, N_p\}$  中的每个粒子按照上述状态方程进行演化, 由  $k-1$  时刻传播到  $k$  时刻, 粒子集的分布被更新了。

随着行人的运动, 其速度、轨迹都会发生变化, 那么确定行人矩形框的 4 个状态量每隔 20 帧就利用这些矩形框中心点  $x$ 、 $y$  坐标、矩形半宽、半高形成的时间序列, 基于文中模型公式 (5) 建立 4 个 AR ( $p$ ) 模型, 每个模型的阶数可能会有不同。之后粒子的传播就由新的状态方程确定。这里只给出建立的第一组模型。  $x$  坐标数据建立的 AR 模型阶数  $p=3$ , 模型为:

$$x_t = -0.2229x_{t-1} - 0.2276x_{t-2} + 0.5127x_{t-3} + \varepsilon_{xt} \quad (20)$$

误差  $\varepsilon_{xt} \sim N(0, 5.1017)$ 。  $y$  坐标数据建立的 AR 模型阶数  $p=1$ , 模型为:

$$y_t = -0.0045y_{t-1} + \varepsilon_{yt} \quad (21)$$

误差  $\varepsilon_{yt} \sim N(0, 10.1270)$ 。 矩形半宽  $h_x$  的 80 帧数据建立的 AR 模型阶数  $p=6$ , 模型为:

$$h_{xt} = -0.0008h_{x_{t-1}} - 0.0008h_{x_{t-2}} + 0.5366h_{x_{t-3}} + 0.0008h_{x_{t-4}} + 0.0008h_{x_{t-5}} - 0.5767h_{x_{t-6}} + \varepsilon_{hxt} \quad (22)$$

误差  $\varepsilon_{hxt} \sim N(0, 5.8849)$ 。 矩形半高  $h_y$  的 80 帧数据建立的 AR 模型阶数  $p=1$ , 模型为:

$$h_{yt} = 0.7516h_{y_{t-1}} + \varepsilon_{hyt} \quad (23)$$

误差  $\varepsilon_{hyt} \sim N(0, 4.3458)$ 。

这样, 该时刻的状态  $x_t, y_t, h_{xt}, h_{yt}$  就由各自前  $p$  时刻的状态确定。

### 3) 粒子的观测值计算:

得到新的粒子集后, 计算每个粒子确定的矩形候选区域的观测值, 即加权颜色直方图分布  $\hat{q}_i^u, i=1, \dots, N_p$ 。

再计算目标模型  $\hat{p}_u(x_0)$  与每个粒子的候选模型  $\hat{q}_i^u, i=1, \dots, N_p$  的相似度函数值  $d_i, i=1, \dots, N_p$ 。

然后根据相似度值  $d_i$ , 计算每个粒子的状态对应的颜色观测似然函数值  $p_c(z_k | \hat{x}_k^i), i=1, \dots, N_p$ , 以此作为粒子新的权值  $w_k^i$ , 并对权值归一化。

### 4) 被估计状态的输出:

至此, 粒子集经过系统状态方程得到了更新, 粒子集的权值经过观测方程也得到了更新, 则把粒子集各点按照权值加权求和就是新的状态输出:

$$E(x_k) = \sum_{n=1}^{N_p} w_n^i x_k \quad (24)$$

### 5) 目标模型的更新:

新的状态估计得到后, 在估计值处求出加权颜色直方图分布, 以及与目标模型的相似度值, 当两者的相似度满足一定条件时, 按照“目标位置确定的加权准则”更新目标模型。

### 6) 重采样:

对本次跟踪产生的新粒子集重采样, 按照随机采样的方法, 将权值大的粒子多次复制, 减少权值小的粒子的数量, 具体步骤如下。

步骤 1: 累加第  $j$  步以前的所有粒子权重值  $w^j$ , 且表达式为:

$$\sum w^j = \sum_{n=1}^{i-1} w^n + w^i \quad (25)$$

步骤 2: 定义一个随机变量作为阈值  $R \in [0, 1]$ 。

步骤 3: 在  $\sum w^j$  中找出最小值  $w_{\min}^i$ , 且标记出为第  $i$  个, 同时  $w_{\min}^i$  满足  $w_{\min}^i \geq R$ 。其中  $\sum w^j \in [0, 1]$ 。

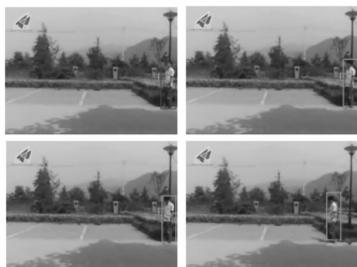
步骤 4: 令  $x^i = x^j, y^i = y^j$ , 权重值重新定义为初始值  $w = \frac{1}{N}$ 。

在采样总数保持不变的情况下, 权重较大的粒子被多次复制, 从而实现重采样过程。

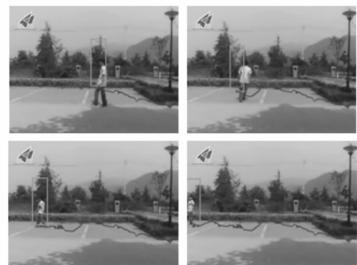
### 7) 跟踪仿真效果:

(1) 视频中只有一个跟踪目标: 此场景下的跟踪效果如图所示。

该视频包含 403 帧图像, 跟踪一个行人目标, 效果如图



第1帧第28帧第69帧第109帧



第162帧第219帧第316帧第403帧

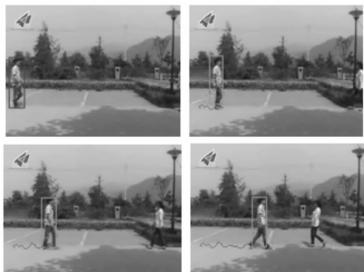
图 1 场景 1: 对一个行人的跟踪效果

1. 初始时由行人检测算法给出初始矩形框, 矩形框中心区域散布着 80 个粒子点。该目标在第 162 帧时由于背景树木、水泥柱颜色的影响, 跟踪矩形框与实际行人有一定程度的偏离, 粒子集分布也比较分散, 在第 219 帧后, 又逐步逼近目标实现有效地跟踪。

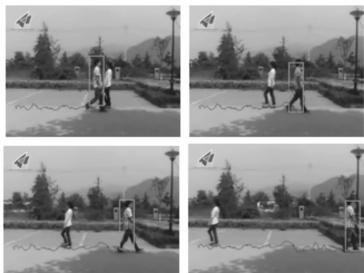
(2) 视频帧中有两个行人, 其中一个行人对目标造成干扰。

仍然是针对一个行人进行跟踪, 但另外的行人与跟踪行人在图像帧中有相交的情况, 运用粒子滤波跟踪的效果如图所示。

该视频包含 159 帧, 当目标在行进过程中遇到其他同类目标时, 且目标没有被遮挡, 此时颜色直方图的粒子滤波能够实现正确的跟踪, 如图 2。



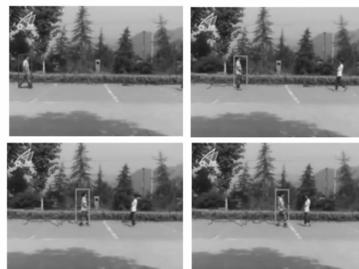
第1帧第22帧第43帧第70帧



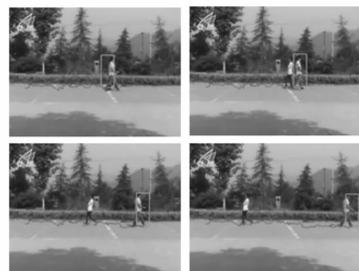
第92帧第110帧第126帧第159帧

图 2 场景 1: 当行人与跟踪目标交叉相遇, 目标不被遮挡 (159)

该视频包含 196 帧, 目标相对较小, 当目标在行进过程中遇到其他行人时, 且目标没有被遮挡, 在背景树木、水泥柱的影响下, 利用颜色直方图的粒子滤波能够实现正确的跟踪, 如图 3 所示。



第1帧第42帧第80帧第100帧



第116帧第124帧第150帧第186帧

图 3 场景 2: 当行人与跟踪目标交叉相遇, 目标不被遮挡 (196)

### 3 结论

文中提出跟踪过程中根据行人的运动轨迹动态更新状态转移模型使行人的状态估计更准确, 预测误差进一步减小, 预测精度得到了提高。仿真实验表明行人在被全遮挡、环境变化的场景下, 都能实现有效地跟踪。但是对于行人运动过程中停止较长时间并化妆打扮后的跟踪效果有较大的误差, 这是以后工作要解决的问题。

#### 参考文献:

[1] 何鹏举, 宋阿梅, 张永锋, 等. 基于概率密度估计改进粒子滤波的行人跟踪算法研究 [J]. 电子设计工程, 2013, 21 (15): 178-181.

[2] 解 易, 裴明涛, 于冠群, 等. 增量学习灰度与轮廓模板的行人跟踪方法 [J]. 北京理工大学学报, 2012, 32 (3): 274-280.

[3] 张 迎, 杨淑莹. 一种时间序列优化的粒子滤波算法 [J]. 天津理工大学学报, 2010, 26 (5): 1-5.

[4] Tsao J. Interpolation artifacts in multimodality image registration based on maximization of mutual information [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging 2003, 22 (7): 854-864.

[5] Jim J X, Pan H, Liang Z. Further analysis of interpolation effects in mutual information-based image registration [J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2003, 22 (9): 1131-1140.

[6] 蒋 蔚, 伊国兴, 曾庆双. 基于支持向量机粒子滤波的目标跟踪算法 [J]. 吉林大学学报 (工学版), 2011, 41 (4): 1102-1106.

[7] 李 锴, 冯 瑞. 基于粒子滤波的多特征融合视频行人跟踪算法 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (24): 141-145.

标为采样点计数，纵坐标为相关采样信号数值。为将图例中所示四种信号变化趋势映射到同一张图中，根据实验数据将轨压反馈值沿 y 轴向下平移 25 mpa。由于轨压反馈值 P 根据发动机传感器采集得到，因此图 5 的轨压变化趋势基本可以反映算法对轨压的控制结果。

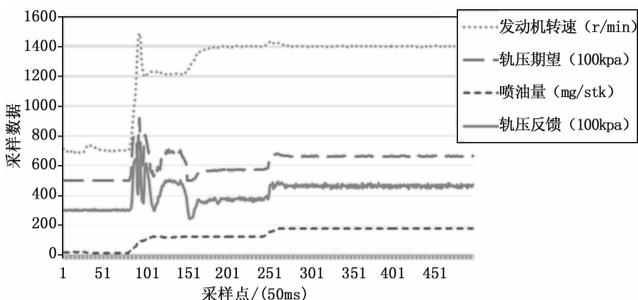


图 5 轨压曲线趋势图

根据图 5 可以看出，轨压反馈值、轨压期望值与发动机转速、喷油量期望值的变化基本同步，且变化趋势基本一致，由于发动机转速和喷油量期望可以基本代表用户对动力控制的期望变化，因此该趋势可以说明该算法具有较好的响应速度和跟随特性。

此外，如图 5 所示，当转速稳定在 1 400 r/min 时，轨压反馈信号维持平稳的趋势，但具有微小的波动，这是燃油计量阀开闭过程对轨压反馈造成的扰动<sup>[10]</sup>。可以从数据对波动幅度进行说明。转速维持在 1 400 r/min 时的部分采样数据如表 1 所示。

表 1 1 400 r/min 采样数据

数据	1	2	3	4	5
引擎转速	1409.4	1415.4	1426.4	1433.3	1433.5
轨压期望	576.8	582.3	636.1	647.1	649
喷油期望	130.06	139.38	152.75	154.44	154.94
轨压反馈	586.5	575.5	615.1	666.8	670

从表 1 可以发现，轨压反馈波动幅度 < 1%，属于正常波动范围。

上述实验结果证明，本算法具有较好的运行特性，基本可以满足高压共轨电控柴油发动机的轨压控制需求。

### 5 结论

设计了一种应用于高压共轨电控柴油发动机的轨压控制算法。在传统算法的基础上，在以下几方面进行了改进：首先，传统算法采用定时或限值转换的方式进行工况切换，极易产生轨压波动，为解决此问题，采用组合拍卖机制设计了一种动态工况切换机制，实现工况平稳转换；其次，针对目前 PID 参数标定算法收敛慢、易陷入局部最优的问题，设计了一种分段调度的动态标定算法来进行参数标定；另外，针对柴油发动机运行特性对 PID 控制器本身进行了多项改进，包括前馈环节设计、分离积分环节设计以及部分环节的降噪处理。最后通过长时间的仿真实验证明，改进算法具有较好的动态响应性和跟随性，且实验数据与期望特征相差 < 1%，说明该算法在一定程度上可以满足高压共轨柴油发动机轨压计算需求。

### 参考文献:

[1] 尤丽华, 安伟, 张美娟. 基于神经网络的柴油机共轨系统轨压控制方法 [J]. 中国农机化, 2009, 6: 78-81.

[2] 徐劲松, 申立中, 王贵勇, 等. 高压共轨柴油机轨压复合控制策略的研究 [J]. 内燃机工程, 2012, 33 (2): 54-59.

[3] 任卫军, 贺昱曜, 张卫钢. 柴油机共轨压力模糊自适应 PID 控制研究 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46 (2): 209-212.

[4] 任卫军. 车用高压共轨柴油机燃油系统控制及故障监控策略研究 [D]. 西安: 长安大学, 2010.

[5] 石磊, 薛冬新, 宋希庚. 基于神经网络的柴油机轨压模型补偿容错控制研究 [J]. 车用发动机, 2009, 4: 16-20.

[6] 孟丽, 韩璞, 任燕燕, 等. 基于多目标粒子群算法的 PID 控制器设计 [J]. 计算机仿真, 2013, 30 (7): 388-391.

[7] 万路军, 姚佩阳, 孙鹏. 有人/无人作战智能体分布式任务分配方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35 (2): 310-316.

[8] 李冯敬, 姚佩阳, 张杰勇, 等. 基于多 Agent 的分布式通信对抗目标分配系统 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (12): 283-286, 290.

[9] 仇滔, 雷艳, 彭璟, 等. 高压共轨燃油系统轨压控制策略研究 [J]. 内燃机工程, 2013, 34 (2): 83-87.

[10] 刘兴华, 樊志强, 高琢. 高压共轨燃油系统轨压波动特性的实验研究 [J]. 汽车工程, 2010, 32 (7): 575-578.

[11] 李兴春, 刘智勇, 李兴高. 多变量多时滞系统的前馈补偿解耦及 IMC-PID 控制 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (4): 130-134.

[12] 王宇林, 李琳, 彭志明. 前馈一改进型 PID 复合控制策略的研究 [J]. 机床与液压, 2012, 40 (11): 50-53.

(上接第 1616 页)

[8] Viola P, Michael J. Jones, Snow D. Detecting Pedestrians Using Patterns of Motion and Appearance [A]. Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision [C]. 2003: 734-741.

[9] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection [A]. Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. 2005.

[10] 冯凯文, 孟凡荣, 牛强, 等. 基于趋势点状态模型的时间序列预测算法 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28 (12): 4510-4512.

[11] 高云龙, 潘金艳. 基于 Boosting 梯度下降理论的时间序列建模方

法 [J] 中国科学, 2011, 41 (7): 928-943.

[12] 宋晓宇, 袁帅, 郭寒冰, 等. 基于自适应阈值区间的广义 Hough 变换图形识别算法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 25 (5): 1109-1117.

[13] Wu B, Nevatia R. Detection of Multiple, Partially Occluded Humans in a Single Image by Bayesian Combination of Edgelet Part Detectors [A]. Proceeding of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision [C]. 2005.

[14] 郝溪, 陈淑荣, 尹道素, 等. 融合 HOG 与颜色特征的粒子滤波行人跟踪算法 [J]. 微型机与应用, 2014, 33 (6): 40-43.

[15] 杨淑莹, 邓飞, 等. 基于时间序列自适应建模的粒子滤波动态目标跟踪 [J]. 光电子, 2011, 22 (11): 1725-1730.