

基于裂变繁殖粒子滤波的检测前跟踪算法

樊玲^{1,2}

(1. 乐山师范学院 物理与电子工程学院, 四川 乐山 614004; 2. 电子科技大学 电子工程学院, 成都 611731)

(fanling16@tom.com)

摘要:针对粒子滤波检测前跟踪(PF TBD)算法存在采样枯竭现象的缺点,提出基于裂变繁殖粒子滤波的检测前跟踪算法。该算法结合检测前跟踪问题的特点,根据代表目标有无的存在变量将粒子分为死亡、新出生和继续存活三类粒子集,其中对继续存活的粒子集进行裂变繁殖操作。裂变繁殖操作增加了粒子的多样性,有效克服了采样枯竭现象。仿真实验验证了所提算法检测性能稳定可靠,跟踪精度高。

关键词:裂变繁殖;粒子滤波;检测前跟踪;采样枯竭;微弱目标

中图分类号: TN957.51 **文献标志码:** A

Fission reproduction particle filter-based track-before-detect algorithm

FAN Ling^{1,2}

(1. School of Physics and Electronic Engineering, Leshan Normal University, Leshan Sichuan 614004, China;

2. School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu Sichuan 611731, China)

Abstract: Since the Particle Filter-based Track-Before-Detect (PF TBD) is subject to severe sample impoverishment, the fission reproduction PF TBD algorithm was proposed. To incorporate TBD problem, the particles were divided into three types according to an existence variable which indicates the presence/absence of a target in the data. Three types of particles were death, birth and survival, respectively, and the survival particles were processed by the fission reproduction. The process increases the diversity of particles, and overcomes sample impoverishment. The simulation results demonstrate that, compared to the PF TBD, the proposed algorithm can provide stable and reliable detection as well as accurate tracking.

Key words: fission reproduction; particle filter; track-before-detect; sample impoverishment; weak target

0 引言

由于雷达反隐身和远程预警等应用的迫切需要,采用有效的检测方法实现对微弱目标的探测已成为目前研究的一个热点。检测前跟踪(Track Before Detect, TBD)技术不对单帧雷达回波数据做门限检测,不做目标有无的判断,而是将其数字化并存储起来,利用多帧原始扫描数据,根据目标可能的物理转移过程,沿目标可能航迹进行能量积累,最后在宣布检测结果的同时给出目标航迹。由于TBD技术最大限度地保留了目标信息,因此相对于传统的检测方法显示了极大的优越性,是低信噪比下实现微弱目标检测和跟踪的有效方法之一。

应用于雷达目标检测的TBD方法主要有基于Hough变换的TBD方法^[1]、动态规划TBD方法^[2-4]和粒子滤波TBD方法^[5-7]。其中粒子滤波TBD方法由于其能解决非线性/非高斯问题,并且是一种递归的方法,存储量小,近年来受到了极大的关注。但由于粒子滤波算法的重采样过程导致粒子退化,带来采样枯竭现象^[8],使得粒子滤波TBD方法的应用受到限制。解决样本枯竭问题最简单的方法是增加粒子数目,但这会导致运算量的急剧膨胀。重采样—移动算法^[8]通过在重采样之后增加MCMC(Marko Chain Monte Carlo)移动处理克服该问题,但MCMC移动同样会带来运算量的急剧膨胀。文献[9-10]提出了基于高斯粒子滤波的TBD方法,由于高斯粒子滤波不需重采样,因此解决了采样枯竭问题;但高斯粒子滤波要求目标状态的后验密度符合高斯分布,限制了其应用。文献[11]提出了裂变自举粒子滤波,通过在重采样

之前增加权值排序、裂变繁殖和权值归一的预处理,在与粒子滤波算法相当的估计精度和运算时间条件下,增加了粒子的多样性,克服了样本枯竭问题。

基于裂变自举粒子滤波算法的思路,针对雷达微弱目标检测前跟踪问题,本文提出了基于裂变繁殖粒子滤波的检测前跟踪算法。针对检测前跟踪问题需要对目标有无进行估计,粒子同时携带了目标状态和用于判断目标有无的目标存在变量,因此充分利用该信息,根据目标存在变量将粒子分为死亡、新出生和继续存活三类粒子集。其中对继续存活粒子进行裂变繁殖操作,增加粒子的多样性。与文献[11]不同的是:裂变繁殖不在重采样之前进行,而在重采样和状态估计之后进行;裂变繁殖的粒子只针对特定的粒子(继续存活的粒子);不以每个需要裂变繁殖的粒子自身为均值进行高斯分布的裂变繁殖,而是以当前目标状态的估计值为均值;对裂变繁殖后的粒子无需调整粒子权值。仿真实验表明本文算法克服了传统粒子滤波TBD方法的采样枯竭问题,检测性能稳定,跟踪精度高,是应用于雷达微弱目标检测的有效方法之一。

1 状态和量测模型

1.1 目标状态模型

考虑一个匀速运动的目标,其运动状态为 $\mathbf{x}_k = (x \ \dot{x} \ y \ \dot{y})^T$,其中 $(x, y)_k$ 表示目标位置, $(\dot{x}, \dot{y})_k$ 表示速度向量。目标的运动状态方程为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (1)$$

其中: F 为状态转移矩阵,

$$F = \begin{pmatrix} \bar{F} & 0 \\ 0 & \bar{F} \end{pmatrix}, \quad \bar{F} = \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

T 为雷达扫描周期; v_k 为过程噪声, 设为高斯分布, $v_k \sim N(0, Q)$,

$$Q = q \begin{pmatrix} \bar{Q} & 0 \\ 0 & \bar{Q} \end{pmatrix}, \quad \bar{Q} = \begin{pmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{pmatrix}$$

q 为连续形式的过程噪声功率谱密度^[10]。

针对雷达目标检测前跟踪问题, 即不仅需要估计目标的运动状态, 还需要判断目标的有无, 因此采用文献[5-6]的方法, 定义目标存在状态变量 $E_k (E_k \in \{0, 1\})$, 表示 k 帧是否有目标存在, 其中 $E_k = 1$ 表示有目标存在, $E_k = 0$ 表示没有目标存在。 $\{E_k\}_{k=1}^K$ 可视为马尔可夫过程, 设目标的出现和消失概率分布表示如下:

$$P_{\text{birth}} = \Pr(E_k = 1 | E_{k-1} = 0)$$

$$P_{\text{death}} = \Pr(E_k = 0 | E_{k-1} = 1)$$

$\{E_k\}_{k=1}^K$ 的转移概率矩阵可以写为:

$$\pi = \begin{pmatrix} 1 - P_{\text{birth}} & P_{\text{birth}} \\ P_{\text{death}} & 1 - P_{\text{death}} \end{pmatrix}$$

1.2 量测模型

针对雷达回波数据的特点, 本文按 Buzzzi 提出的方法^[3]对回波数据在模糊多普勒维取最大值后得到距离和方位维, 回波数据将由多帧距离-方位维组成。设距离和方位单元数分别为 N_r 和 N_a , 距离和方位单元大小分别为 Δ_r 和 Δ_a , 第 k 圈扫描后, 得到了距离-方位平面上的回波功率强度矩阵 $z_k = \{z_k^{n,m}, n = 0, 1, \dots, N_r - 1; m = 0, 1, \dots, N_a - 1\}$, $z_k^{n,m}$ 可表示如下:

$$z_k^{n,m} = \begin{cases} n_k^{n,m}, & E_k = 0 \\ P_k h^{n,m}(\mathbf{x}_k) + n_k^{n,m}, & E_k = 1 \end{cases}$$

其中: $n_k^{n,m}$ 为指数分布噪声; $h(\cdot)$ 为量测扩散函数, 由目标扩散函数模型以及信号处理方法(如快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)处理时的窗函数)决定^[6]。

$$h^{n,m}(\mathbf{x}_k) = \exp\left(-\frac{(n\Delta_r - r_k)^2}{\delta_r^2} - \frac{(m\Delta_a - \alpha_k)^2}{\delta_a^2}\right)$$

其中: $r_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2}$, $\alpha_k = \arctan(y_k/x_k)$, δ_r 和 δ_a 分别表示目标信号在距离和方位维上的扩散宽度。设噪声平均功率为 σ_n^2 , 目标为 Swerling I 型, 平均功率为 \bar{P} , 信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)定义如下:

$$\text{SNR} = 10 \lg\left(\frac{\bar{P}}{\sigma_n^2}\right)$$

量测单元 $z_k^{n,m}$ 的概率分布函数(Probability Distribution Function, PDF)为:

$$p(z_k^{n,m} | E_k = 0) = \frac{1}{\sigma_n^2} \exp\left(-\frac{z_k^{n,m}}{\sigma_n^2}\right)$$

$$p(z_k^{n,m} | \mathbf{x}_k, E_k = 1) = \frac{1}{\sigma_n^2 + \bar{P} h^{n,m}(\mathbf{x}_k)} \times \exp\left(-\frac{z_k^{n,m}}{\sigma_n^2 + \bar{P} h^{n,m}(\mathbf{x}_k)}\right)$$

假设各个量测单元彼此独立, z_k 的 PDF 可表示为:

$$p(z_k | \mathbf{x}_k, E_k = 1) = \prod_{n=1}^{N_r} \prod_{m=1}^{N_a} p(z_k^{n,m} | \mathbf{x}_k, E_k = 1)$$

$$p(z_k | E_k = 0) = \prod_{n=1}^{N_r} \prod_{m=1}^{N_a} p(z_k^{n,m} | E_k = 0)$$

由于目标只对自身及其邻域存在影响, 假设 S 表示受到目标影响的区域, 则有:

$$p(z_k | \mathbf{x}_k, E_k = 1) = \prod_{n,m \in S} p(z_k^{n,m} | \mathbf{x}_k, E_k = 1) \prod_{i,j \in \bar{S}} p(z_k^{i,j} | E_k = 0)$$

$$p(z_k | E_k = 0) = \prod_{n,m \in S \cup \bar{S}} p(z_k^{n,m} | E_k = 0)$$

此时, 似然比可表示为:

$$L(z_k | \mathbf{x}_k, E_k = 1) = \prod_{n,m \in S} \frac{p(z_k^{n,m} | \mathbf{x}_k, E_k = 1)}{p(z_k^{n,m} | E_k = 0)}$$

$$L(z_k | E_k = 0) = 1$$

2 裂变繁殖粒子滤波 TBD 方法

根据贝叶斯理论, 求解上述问题就是依据量测序列 $Z^k = (z_1, z_2, \dots, z_k)$ 递归地估计 \mathbf{x}_k 和 E_k 的联合后验 PDF $p(\mathbf{x}_k, E_k | Z^k)$, 是一个混合估计的问题。粒子滤波是采用蒙特卡罗(Monte Carlo, MC)仿真实现序贯贝叶斯滤波的一种技术。它的基本思想是通过一组带权重的粒子集来近似目标状态的后验 PDF, 并通过样本和权重估计目标的状态。

粒子滤波 TBD 算法的基本步骤^[9,11]为: 初始化; 生成新的粒子集; 权值计算并归一化; 重采样和估计目标状态。由于粒子滤波算法的重采样过程中对权值大的粒子多次复制以替代权值小的粒子, 失去了粒子的多样性, 导致粒子退化, 该现象称为采样枯竭^[8]。因此粒子滤波 TBD 算法在对目标有无的估计中存在性能不稳定的缺点(在后面仿真实验中将给出)。为了克服该现象, 根据粒子滤波 TBD 问题是一个混合估计问题的特点, 每个粒子携带的不仅有目标状态还包括表示目标有无的存在变量, 应充分利用这一信息。因此本文首先依据目标存在变量的状态, 将粒子分为死亡、新出生和继续存活三类集合, 对不同集合中的粒子状态区别操作: 对死亡集合中的粒子不定义、不参与运算; 对新出生集合中的粒子, 根据先验分布采用得到新的状态; 对继续存活集合中的粒子进行裂变繁殖操作后, 再根据目标运动状态方程得到新的状态。

裂变繁殖粒子滤波 TBD 算法的具体步骤如下:

1) 初始化: $k = 0$ 帧, 按照目标初始状态的先验分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 和初始目标存在的先验概率 $\Pr(E_0 = 1)$ 产生 N_s 个混合状态样本 $\{\mathbf{x}_0^i, E_0^i\}_{i=1}^{N_s}$ 。

2) 生成新的混合状态样本 $\{\mathbf{x}_k^i, E_k^i\}_{i=1}^{N_s}$:

a) 根据 $\{E_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$ 及转移矩阵 π , 生成新的存在变量 $\{E_k^i\}_{i=1}^{N_s}$: $\{E_k^i\}_{i=1}^{N_s} \sim MT_{\text{Markov}}(\{E_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}, \pi)$;

b) 根据目标存在变量将粒子分为不同的集合, 并针对不同的集合的粒子生成新的状态粒子 $\{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^{N_s}$:

死亡的粒子 满足 $(E_{k-1}^i = 0 \text{ 且 } E_k^i = 0)$ 或 $(E_{k-1}^i = 1 \text{ 且 } E_k^i = 0)$ 的粒子, 对这类粒子不定义其状态。

新出生的粒子 满足 $E_{k-1}^i = 0$ 且 $E_k^i = 1$ 的粒子。对这类粒子, 根据目标状态的先验分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 采样得到 \mathbf{x}_k^i 。

继续存活的粒子 满足 $E_{k-1}^i = 1$ 且 $E_k^i = 1$ 的粒子。对这类粒子, 首先进行繁殖裂变操作。具体操作为, 采用以 $k-1$ 帧估计得到的目标状态 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 为均值的高斯分布随机生成新的粒子, 用繁殖再生的粒子覆盖原粒子 \mathbf{x}_{k-1}^i , 得到新的继续存活的粒子 $\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^i$ 。再根据式(1)由新的粒子 $\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^i$ 和按照过程噪声

分布 $p_v(v)$ 产生的噪声 v_{k-1}^i 计算得到 k 帧预测的粒子状态 \mathbf{x}_k^i 。

3) 计算权值并归一化:

如果 $E_k^i = 1, \tilde{w}_k^i = L(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i, E_k^i = 1)$;

如果 $E_k^i = 0, \tilde{w}_k^i = 1$;

归一化: $E_k^i = 1, w_k^i = \tilde{w}_k^i / (\sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^i)$ 。

4) 重采样: 对粒子集 $\{\mathbf{x}_k^i, E_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ 根据其权值 $\{w_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ 重采样得到 $\{\mathbf{x}_k^{i*}, E_k^{i*}\}_{i=1}^{N_s}$ 。

5) 计算目标出现概率和估计运动状态:

$$\hat{P}_k = (\sum_{i=1}^{N_s} E_k^{i*}) / N_s, \quad \hat{\mathbf{x}}_k = (\sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{x}_k^{i*} E_k^{i*}) / (\sum_{i=1}^{N_s} E_k^{i*})$$

令 $k = k + 1$, 转到步骤 2)。

从上述步骤中可以看出, 由于充分利用粒子携带的目标存在变量的信息, 对携带目标状态信息的继续存活粒子进行繁殖裂变, 增加了粒子的多样性, 克服了粒子退化导致的采样枯竭现象; 同时由于将粒子分为三类集合分别操作, 减少了计算量。

3 仿真验证

设一目标在第 6 帧时出现在雷达监视区域的 $(x, y) = (45.2, 40.4)$ 处, 以 $(\dot{x}, \dot{y}) = (-1.6, -0.9)$ 的速度向雷达靠近, 在第 22 帧时消失。状态噪声 $q = 0.001$, 雷达扫描周期 $T = 1$ s。距离和方位单元的大小为 $\Delta_r = \Delta_a = 1$, 每一帧量测数据由 50×50 单元组成。目标回波在距离和方位上的扩散宽度为 $\delta_r = 0.1$ 和 $\delta_a = 0.01$, 量测噪声 $\sigma_n^2 = 1$ 。

粒子数 $N_s = 4000$, 目标初始状态的先验分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 为 $x \sim U[0, 50], y \sim U[0, 50], \dot{x} \sim U[-3, 0], \dot{y} \sim U[-3, 0]$ 。

转移概率矩阵 $\pi = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix}$ 。裂变繁殖时采用高斯分布的

协方差矩阵为 $\Gamma = \text{diag}(5, 1, 5, 1)$ 。目标信噪比为 10 dB。

图 1 和图 2 分别为粒子滤波 TBD 算法一次 Monte Carlo 仿真得到的目标出现概率和航迹恢复图。

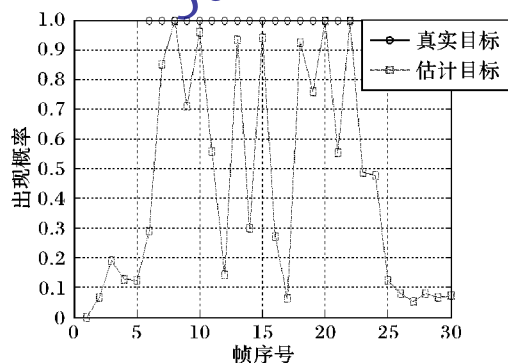


图 1 粒子滤波 TBD 算法的目标出现概率

从图 1 可看出, 目标出现概率非常不稳定, 这正是由于粒子滤波 TBD 算法中重采样过程使得极少数高权值粒子覆盖了大多数的低权值粒子, 导致粒子多样性丢失, 出现采样枯竭现象引起的。由于对是否有目标的判断不准确, 因此导致无法准确估计目标的状态估计, 航迹恢复不准确, 如图 2 所示。

图 3 和图 4 分别为裂变繁殖粒子滤波 TBD 算法一次 Monte Carlo 仿真得到的目标出现概率和航迹恢复图。可以看出, 本文算法有效克服了采样枯竭现象, 检测性能稳定, 恢复的航迹连续准确。本文算法不足之处在判断目标消失时, 存

在较长时间的延迟, 如图 3 所示有 2 帧的延迟。

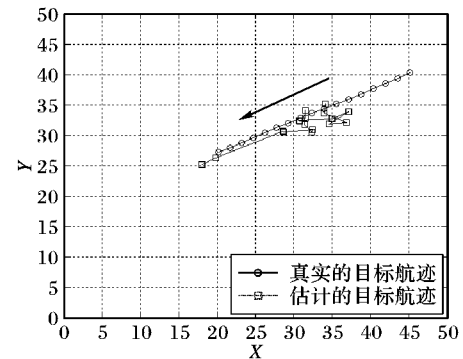


图 2 粒子滤波 TBD 算法的航迹恢复图

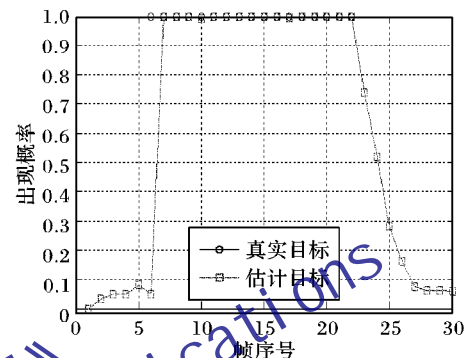


图 3 裂变繁殖粒子滤波 TBD 算法的目标出现概率

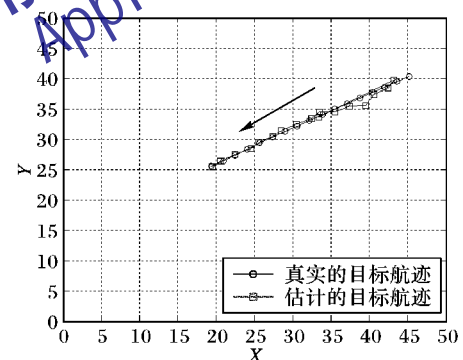


图 4 裂变繁殖粒子滤波 TBD 算法的航迹恢复图

4 结语

针对粒子滤波 TBD 算法存在的采样枯竭现象的缺点, 提出了裂变繁殖粒子滤波 TBD 算法。该算法根据目标存在变量将粒子分为死亡、新出生和继续存活三类集合, 对不同集合中粒子状态区别操作: 死亡粒子不定义, 不参与运算; 新出生粒子根据先验分布采样得到; 继续存活粒子进行裂变繁殖操作。该算法运算量小, 通过裂变繁殖操作增加了粒子的多样性, 有效克服了采样枯竭现象。通过仿真实验验证, 与粒子滤波 TBD 算法相比, 文本算法具有检测性能稳定可靠、跟踪性能连续准确的特点。

参考文献:

- [1] CARLSON B D, EVANS E D, WILSON S L. Search radar detection and track with the Hough transform, Part I: System Concept [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 102-108.
- [2] WALLACE W R. The use of track-before-detect in pulse-Doppler radar [C]// 2002 International Radar Conference. Edinburgh, UK: IEE, 2002: 315-319.

(下转第 2592 页)

同样,在具有控制干扰和测量噪声的条件下,加入卡尔曼滤波器后 CMAC-PID 的正弦位置跟踪结果及误差分别如图 7、8 所示。

表1 误差统计表

| 采样时 间/ms | 误差/ m | 采样时 间/ms | 误差/ m | 采样时 间/ms | 误差/ m | 采样时 间/ms | 误差/ m |
|-------------|----------|-------------|----------|-------------|----------|-------------|----------|
| 178 | 1.0409 | 308 | 1.2717 | 353 | -1.0210 | 408 | 1.5313 |
| 179 | 1.1037 | 309 | 1.3566 | 354 | -1.0652 | 409 | 1.5488 |
| 180 | 1.1524 | 310 | 1.4061 | 355 | -1.1153 | 410 | 1.5411 |
| 181 | 1.1758 | 311 | 1.4293 | 356 | -1.1762 | 411 | 1.5437 |
| 182 | 1.1526 | 312 | 1.4507 | 357 | -1.2421 | 412 | 1.5314 |
| 183 | 1.1241 | 313 | 1.4690 | 358 | -1.2906 | 413 | 1.5109 |
| 210 | -1.0179 | 314 | 1.4537 | 359 | -1.3311 | 793 | -1.0892 |
| 211 | -1.0628 | 315 | 1.4291 | 360 | -1.3819 | 794 | -1.1630 |
| 212 | -1.0867 | 316 | 1.3921 | 361 | -1.4106 | 795 | -1.1917 |
| 213 | -1.0743 | 317 | 1.3151 | 362 | -1.4457 | 796 | -1.2317 |
| 214 | -1.0371 | 318 | 1.2325 | 363 | -1.4788 | 797 | -1.2467 |
| 215 | -0.9882 | 319 | 1.1249 | 364 | -1.5043 | 798 | -1.2254 |

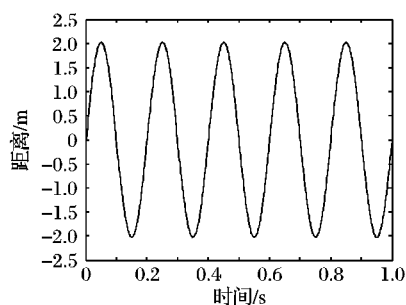


图7 噪声情况下卡尔曼滤波 CMAC-PID 控制响应曲线

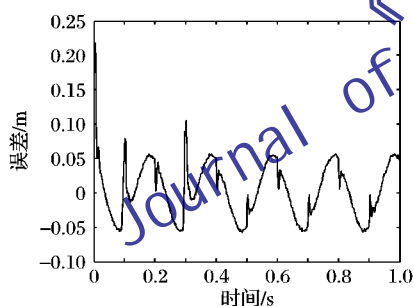


图8 噪声情况下卡尔曼滤波 CMAC-PID 控制误差曲线

通过图7、8可以看出,卡尔曼滤波器的引入有效地抑制控制干扰和测量噪声,控制误差为 $\pm 0.1\text{ m}$,大大地提高了视力检查仪的距离控制精度,保证了视力检查的准确性。

5 结语

本文设计了基于卡尔曼滤波器 CMAC-PID 的视力检查距离控制系统,建立了系统的数学模型,并结合模型对基于卡尔曼滤波器的 CMAC-PID 控制算法进行仿真,仿真结果表明此方法控制响应快,超调量小,抗干扰能力强,具有良好的跟踪性能和稳态精度,使控制效果得到明显改善,有效提高视力检查的精确性和灵活性。同时,该控制系统设计简单,成本低廉,具有非常高的实用价值和广阔的市场前景。

参考文献:

- [1] 何志远,马胜生,梁纳. 视力检查在临床上的意义[J]. 中国眼镜科技杂志, 2004(5): 78-80.
- [2] 赵宏义,李凤贤,宋春梅. 标准对数视力表的放置对验光质量的影响[J]. 中国计量, 2005(3): 64.
- [3] 韩林,李筱荣,吴淑英. 常用远用视力表的临床价值对照研究[J]. 国际眼科杂志, 2007, 7(5): 1333-1335.
- [4] JOHNSTON A W. Making sense of the M, L and logMAR systems of specifying visual acuity [J]. Problems in Optometry, 1991, 3(3): 394-407.
- [5] SHEN F S, TED T, HUANG T H. Credit assigned CMAC and its application to online learning robust controllers [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2003, 33(2): 202-213.
- [6] 聂瑞,章卫国,李广文,等. 基于 CMAC-PID 并行控制的阵风减缓控制系统[J]. 计算机仿真, 2010, 27(7): 56-60.
- [7] 刘金琨. 先进 PID 控制 Matlab 仿真[M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [8] 张琛. 直流无刷电动机原理及应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004.
- [9] WELCH G, BISHOP G. An introduction to the Kalman filter [EB/OL]. [2010-12-20]. <http://www.cs.unc.edu/~welch/medi>.
- [10] 王学林,周俊,姬长英,等. 基于卡尔曼滤波的 RBF 神经网络和 PD 复合控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(8): 1551-1553.

(上接第 2583 页)

- [3] BUZZI S, LOPS M, VENTURINO L. Track-before-detect procedures for early detection of moving target from airborne radars [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 937-954.
- [4] BUZZI S, LOPS M, FERRI M. Track-before-detect procedures in a multi-target environment [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3): 1135-1148.
- [5] SALMOND D J, BIRCH H. A particle filter for track-before-detect [C]// Proceedings of the 2001 American Control Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2001, 5: 3755-3760.
- [6] RUTTEN M G, GORDON N J, MASKELL S. Recursive track-before-detect with target amplitude fluctuations [J]. IEE Proceedings: Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(5): 345-352.
- [7] BOERS Y, DRIESSEN H, TORSTENSSON J, et al. Track-before-detect algorithm for tracking extended targets [J]. IEE Proceedings: Radar, Sonar and Navigation, 2006, 153(4): 345-351.
- [8] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filter for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [9] FAN LING, ZHANG XIAOLING. A gaussian particle filter for track-before-detect [C]// ICSPS 2010: 2nd International Conference on Signal Processing Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 309-312.
- [10] 樊玲. 高斯粒子滤波检测前跟踪方法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(23): 121-123.
- [11] 程水英,张剑云. 裂变自举粒子滤波 [J]. 电子学报, 2008, 36(3): 500-504.
- [12] BAR S Y, LI X R, KIRUBARAJAN T. Estimation with application to tracking and navigation [M]. New York: Wiley, 2001.
- [13] 龚亚信,杨宏文,胡卫东,等. 基于粒子滤波的弱目标检测前跟踪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(12): 2143-2148.