

一种基于粒子滤波的雷达目标似然比检测方法

王首勇, 于兴伟

(空军雷达学院, 湖北武汉 430019)

摘 要: 针对非高斯背景下雷达目标似然比检测统计量难以甚至无法导出的问题, 给出了基于粒子滤波的似然比检测模型, 并针对粒子滤波不可避免地存在粒子退化而导致检测性能下降的问题, 提出将重采样引入基于粒子滤波的统计检测中, 仿真结果表明重采样的引入提高了算法的检测性能. 应用本文方法对 Swerling II 起伏目标模型在不同杂波背景下的检测性能进行了仿真, 验证了算法的有效性.

关键词: 粒子滤波; 统计检测; 雷达目标检测; 粒子退化; 重采样

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 03-0503-04

A Likelihood-Ratio Detection Method of Radar Target Based on Particle Filtering

WANG Shou-yong, YU Xing-Wei

(Wuhan Radar Institute, Wuhan, Hubei 430019, China)

Abstract: In non-Gaussian background, it is not easy to obtain the radar target likelihood-ratio detection statistics usually. To solve this problem, a radar target likelihood-ratio detection model based on particle filtering is given. And resampling step has been used in the statistics detection based on particle filtering in order to solve the detection performance degressive problem which caused by the inevitable particle degeneracy. Simulation results show that the detection performance has been improved through the using of resampling. By applying the proposed method for the Swerling Case 2 radar targets detection in different clutter models, the efficiency of the given method has been proved.

Key words: particle filtering; statistical detection; radar target detection; particle degeneracy; resampling

1 引言

基于观测信号概率分布的统计检测是雷达目标检测中应用的重要理论和技术, 其核心是根据不同信号形式, 杂波分布类型, 信号与杂波参数已知或未知等条件, 求广义似然比 (Generalized likelihood ratio, GLR) 检测统计量. 但除了在高斯背景下易于导出检测统计量外, 在非高斯背景下通常很难甚至不能导出. 雷达通常面临复杂的非高斯杂波环境^[1], 因此这就限制了统计检测方法在目标检测中的实际应用.

粒子滤波 (Particle Filter, PF) 是一种基于蒙特卡洛 (Monte Carlo, MC) 和递推贝叶斯估计的滤波方法, 适应于非线性系统、非高斯环境下的系统状态估计问题^[2~5]. 因此将粒子滤波理论应用于统计检测将能较好地解决似然比检测在非高斯条件下难以构造检测统计量的问题, 但目前这方面的研究还处于起步阶段. Yvo Boers 和 Hans Driessen 于 2003 年首先提出了一种基于粒子滤波的统计检测算法^[6], 但只针对高斯模型对此结论进行了简单的验证, 有待于进一步研究. 文献^[7]利用粒子滤波

的重要性采样来估计未知参数进而计算似然比检测统计量, 称其为粒子检测器 (Particle Detector, PD). 已有文献在基于粒子滤波的统计检测方面的研究仅利用了粒子滤波重要性采样和权值计算的思想, 没有考虑粒子退化会造成检测性能下降的问题.

基于上述问题和研究基础本文导出了基于粒子滤波的雷达目标似然比统计检测模型, 仿真验证了其可行性; 针对粒子滤波不可避免地存在粒子退化而导致检测概率下降的问题, 提出将重采样引入到基于粒子滤波的统计检测中, 仿真结果表明重采样的引入提高了算法的检测性能; 考虑到实际应用, 对 Swerling II 起伏目标模型在不同杂波背景 (包括瑞利分布、韦布尔分布、对数-正态分布和 K 分布杂波) 下进行了检测性能仿真, 验证了算法的有效性.

2 粒子滤波概述

设状态空间模型为^[8]

$$\text{状态方程: } \mathbf{x}_k = f_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \leftrightarrow p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) \quad (1)$$

$$\text{观测方程: } \mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \leftrightarrow p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) \quad (2)$$

其中 $\mathbf{x}_k \in R^n$, 表示 k 时刻 n 维状态矢量; $\mathbf{z}_k \in R^m$, 表示 k 时刻 m 维观测矢量. \mathbf{u}_k 、 \mathbf{v}_k 分别为过程噪声和观测噪声矢量. 与状态方程对应的是系统状态转移概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$, 与观测方程对应的是似然函数 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$. 粒子滤波是一种基于蒙特卡洛和递推贝叶斯估计的滤波方法^[4,5], 其目的是根据观测序列 $\mathbf{z}_k^{(k)} = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_k\}$ 估计状态 \mathbf{x}_k , 基本思想是假设能够从后验概率密度为 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^{(k)})$ 的 \mathbf{x}_k 中独立抽取 N_s 个样本(粒子) $\{\mathbf{x}_k^i, i = 1, \dots, N_s\}$, 则 \mathbf{x}_k 的条件期望

$$E(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^{(k)}) = \int \mathbf{x}_k p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^{(k)}) d\mathbf{x}_k \quad (3)$$

可以用如下形式的估计来逼近

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{x}_k^i \quad (4)$$

在实际中由于 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^{(k)})$ 可能是多变量、非标准概率分布, 通常不易直接从中抽样. 这时需借助一个已知重要性分布函数 $\pi(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k^{(k)})$ 的 \mathbf{x}_k 从中进行抽样, 这时状态的估计值为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^{N_s} \bar{w}_k^i \cdot \mathbf{x}_k^i \quad (5)$$

式中 $\bar{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i$ 是归一化的权值, 当采用序贯重要性抽样(SIS)^[5]

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k^{(k)})} \quad (6)$$

Doucet 从理论上证明了粒子滤波算法不可避免地会出现粒子退化现象^[2], 为减轻粒子退化现象, 提高滤波性能, 需要选取适当的重要性分布函数和进行重采样. 经过重采样把原来的带权样本集 $\{\mathbf{x}_k^i, \bar{w}_k^i, i = 1, 2, \dots, N_s\}$ 映射为等权样本集 $\{\tilde{\mathbf{x}}_k^i, N_s^{-1}, i = 1, 2, \dots, N_s\}$.

3 基于粒子滤波的似然比检测

3.1 基于粒子滤波的似然比检测模型

雷达目标检测通常为二元检测问题:

$$H_1: \mathbf{z}_k = \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (7)$$

$$H_0: \mathbf{z}_k = \mathbf{v}_k, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (8)$$

其中随机变量 \mathbf{x}_k 为目标回波信号, \mathbf{v}_k 为杂波信号. 则似然比检测就是当

$$L(z^{(N)}) = \frac{p(z_0, \dots, z_{N-1}; H_1)}{p(z_0, \dots, z_{N-1}; H_0)} > \lambda \quad (9)$$

时判 H_1 . 式中 $p(z_0, \dots, z_{N-1}; H_1)$ 和 $p(z_0, \dots, z_{N-1}; H_0)$ 分别为假设 H_1 和 H_0 条件下的似然函数, λ 为检测门限, 可根据给定的虚警概率求得. 需要说明的是, 当目标信号 \mathbf{x}_k 和(或)杂波信号 \mathbf{v}_k 为非高斯分布时通常不易导出 $L(z^{(N)})$ 的具体表达式, 限制了似然比检测的应

用. 为此下面给出基于粒子滤波的似然比检测统计量, 设观测序列 $\{z_0, z_1, \dots, z_{N-1}\}$ 为独立同分布序列.

$$\begin{aligned} p(z_0, \dots, z_{N-1}; H_1) &= \prod_{k=0}^{N-1} p(z_k; H_1) \\ &= \prod_{k=0}^{N-1} \int p(z_k | x_k) p(x_k) dx_k \\ &= \prod_{k=0}^{N-1} E[p(z_k | x_k)] \\ &\approx \prod_{k=0}^{N-1} \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} p(z_k | x_k^i) \end{aligned} \quad (10)$$

式中 $E[\cdot]$ 为数学期望运算, $x_k^i (i = 1, 2, \dots, N_s)$ 为从 x_k (概率密度为 $p(x_k)$) 中抽取的 N_s 个粒子, 而 $p(z_k | x_k^i)$ 可根据式(7)及 \mathbf{v}_k 的概率分布求得. 而

$$p(z_0, \dots, z_{N-1}; H_0) = \prod_{k=0}^{N-1} p(z_k; H_0) = \prod_{k=0}^{N-1} p_v(z_k) \quad (11)$$

式中 $p_v(z_k)$ 为杂波信号 \mathbf{v}_k 的概率密度, 这样

$$L(z^{(N)}) = \frac{p(z_0, \dots, z_{N-1}; H_1)}{p(z_0, \dots, z_{N-1}; H_0)} \approx \frac{\prod_{k=0}^{N-1} (\sum_{i=1}^{N_s} p(z_k | x_k^i))}{N_s^N \prod_{k=0}^{N-1} p_v(z_k)} \quad (12)$$

取粒子滤波运算中的权值 $w_k^i = p(z_k | x_k^i)$, 则上式可写为

$$L(z^{(N)}) = \frac{\prod_{k=0}^{N-1} (\sum_{i=1}^{N_s} w_k^i)}{N_s^N \prod_{k=0}^{N-1} p_v(z_k)} \quad (13)$$

式(13)即为基于粒子滤波的似然比检测模型.

3.2 基于重采样粒子滤波的似然比检测步骤

针对粒子退化带来检测性能下降的问题, 本文将重采样引入到基于粒子滤波的似然比检测中, 计算粒子权值后再进行重采样, 利用重采样后的粒子重新计算权值. 基于重采样的粒子滤波似然比检测实现如下:

给定观测序列 $\{z_0, z_1, \dots, z_{N-1}\}$, 初始 $k = 0$

Step1 根据目标信号 \mathbf{x}_k 的概率分布进行重要性采样, 得到 N_s 个粒子 $\{x_k^i\}_{i=1,2,\dots,N_s}$;

Step2 根据式(7)及 \mathbf{v}_k 的概率密度函数, 计算权值 $w_k^i = p(z_k | x_k^i)$, $i = 1, 2, \dots, N_s$, 权值归一化为 \bar{w}_k^i

$$= w_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i;$$

Step3 对粒子进行重采样得到 $\tilde{x}_k^i, i = 1, 2, \dots, N_s$;

Step4 由重采样后的粒子重新计算权值 $w_{k+1}^i = p(z_{k+1} | \tilde{x}_k^i)$;

Step5 设置 $k = k + 1$, 转到 Step1, 直到 $k = N - 1$;

Step6 最后根据式(13)计算似然比, 并进行判决.

4 不同杂波分布下基于粒子滤波的似然比检测统计量

针对 Swerling II 起伏目标模型,直接给出四种分布杂波模型(瑞利分布、韦布尔分布、对数-正态分布和 K 分布)下基于粒子滤波的似然比检测统计量的表达式。

当杂波 v_k 为瑞利分布时基于粒子滤波的似然比检测统计量为

$$T(z^{(N)}) = \prod_{k=0}^{N-1} \left(\sum_{i=1}^{N_s} w_{ik}^i \right) / \left[\left(\prod_{k=0}^{N-1} z_k \right) \cdot \exp \left(-\frac{1}{2\sigma_1^2} \sum_{k=0}^{N-1} z_k^2 \right) \right] \quad (14)$$

式中 σ_1^2 为瑞利分布的参数, w_{ik}^i 为 Swerling II 目标模型信号和瑞利分布杂波条件下按 3.2 计算的权值, z_k 为 k 时刻的观测值(下同)。

当杂波 v_k 为对数-正态分布时基于粒子滤波的似然比检测统计量为

$$T(z^{(N)}) = \prod_{k=0}^{N-1} \left(\sum_{i=1}^{N_s} w_{ik}^i \right) / \left[\left(\prod_{k=0}^{N-1} z_k \right) \cdot \exp \left(-\frac{1}{2\sigma_2^2} \sum_{k=0}^{N-1} (\ln(z_k) - \mu)^2 \right) \right] \quad (15)$$

式中 μ 和 σ_2 分别为对数-正态分布的尺度参数和形状参数, w_{ik}^i 为 Swerling II 目标模型信号和对数-正态分布杂波条件下计算的权值。

当杂波 v_k 为韦布尔分布时基于粒子滤波的似然比检测统计量为

$$T(z^{(N)}) = \prod_{k=0}^{N-1} \left(\sum_{i=1}^{N_s} w_{ik}^i \right) / \left[\left(\prod_{k=0}^{N-1} z_k^{C-1} \right) \cdot \exp \left(-\frac{1}{B^C} \sum_{k=0}^{N-1} z_k^C \right) \right] \quad (16)$$

式中 B 和 C 分别为韦布尔分布的尺度和形状参数, w_{ik}^i 为 Swerling II 目标模型信号和韦布尔分布杂波条件下计算的权值。

当杂波 v_k 为 K 分布时基于粒子滤波的似然比检测统计量为

$$T(z^{(N)}) = \prod_{k=0}^{N-1} \left(\sum_{i=1}^{N_s} w_{ik}^i \right) / \prod_{k=0}^{N-1} [z_k^\gamma \cdot K_{\gamma-1}(2cz_k)] \quad (17)$$

式中 $K_{\gamma-1}(2cz_k)$ 是 $\gamma-1$ 阶第二类修正贝塞尔函数, c 和 γ 分别为 K 分布的尺度参数和形状参数, w_{ik}^i 为 Swerling II 目标模型信号和 K 分布杂波条件下计算的权值。

5 仿真分析

为比较基于粒子滤波的似然比检测方法与传统似然比检测方法的检测性能,以及重采样的引入对检测性能的影响,我们设定式(7)中目标 x_k 和杂波 v_k 均为零均值高斯分布。基于粒子滤波的检测统计量应用式

(13), 传统似然比检测的检测统计量为^[9]

$T(z^{(N)}) = \sum_{k=0}^{N-1} z_k^2$, 检测门限根据给定的虚警概率求得。观测数据长度取 $N=10$, 粒子数 $N_s=200$ 。在虚警概率设定为 $P_{FA}=10^{-3}$, $P_{FA}=10^{-4}$, $P_{FA}=10^{-5}$ 条件下对给定的某一信杂比对应的 Monte-Carlo 仿真次数分别为 $10^4, 10^5, 10^6$ 。图 1 给出了检测性能曲线。由图 1 可以看出, 在高斯条件下, 基于粒子滤波的似然比检测方法的检测性能略优于传统的似然比检测方法, 且重采样的引入也使得检测性能略有提高。

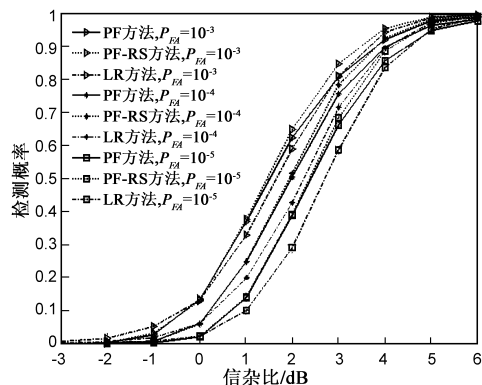


图1 高斯分布条件下基于粒子滤波的似然比检测方法与传统似然比检测方法性能比较。

PF方法—基于粒子滤波的似然比检测方法

PF-RS方法—基于重采样粒子滤波的似然比检测方法

LR方法—传统似然比检测方法

为检验在非高斯条件下基于粒子滤波的似然比检测方法的性能,针对 Swerling II 起伏目标模型,分别在瑞利分布、对数正态分布、韦布尔分布及 K 分布杂波背景下对该方法的检测性能进行了仿真。分别应用式(14)~式(17)的检测统计量计算检测概率,观测数据长度取 $N=10$, 粒子数 $N_s=200$ 。在虚警概率设定为 $P_{FA}=10^{-3}$, $P_{FA}=10^{-4}$, $P_{FA}=10^{-5}$ 条件下对给定的某一信杂比对应的 Monte-Carlo 仿真次数分别为 $10^4, 10^5, 10^6$ 。不同杂波分布条件下的检测性能曲线如图 2~5 所示。由图 2 看出, 在瑞利分布杂波条件下, 如 $P_{FA}=10^{-3}$, 检测概率等于

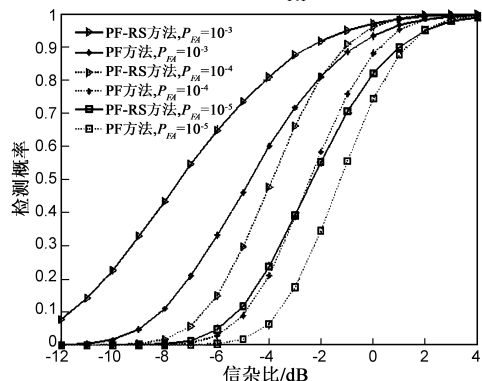


图2 瑞利分布杂波(分布参数 $\sigma^2=1$)条件下PF方法和PF-RS方法的检测性能曲线

0.5 时基于重采样粒子滤波的似然比检测方法其信杂比改善近 2.5dB. 由图 3 至图 5 可以看出, 在其它杂波分布条件下, 基于重采样粒子滤波的似然比检测方法也取得了较好的检测性能.

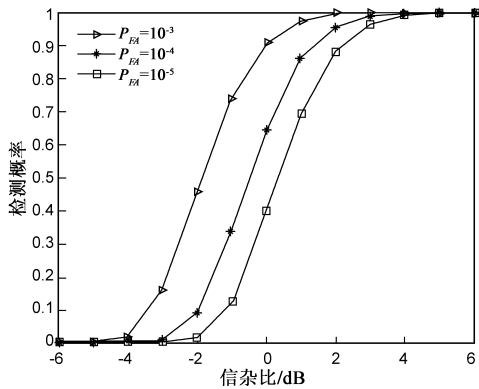


图3 对数正态分布杂波($\mu=0.5, \sigma_2=0.75$)条件下PF-RS方法的检测性能曲线

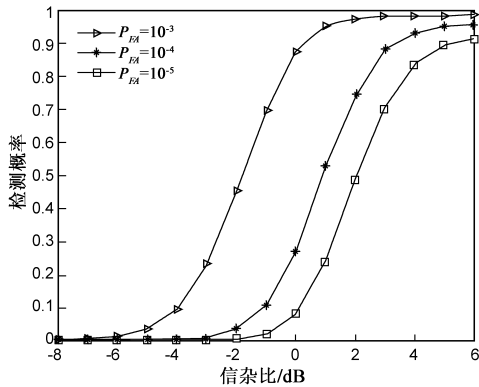


图4 韦布尔分布杂波($B=1, C=0.6$)条件下PF-RS方法的检测性能曲线

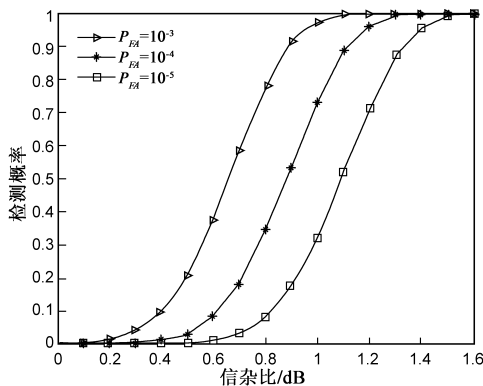


图5 K分布杂波($c=0.5, \gamma=0.5$)条件下PF-RS方法的检测性能曲线

6 结束语

传统的雷达目标似然比检测在非高斯条件下通常难以甚至无法导出检测统计量. 粒子滤波能较好地处理非线性、非高斯条件下的状态估计问题. 为此本文给出了适应于不同概率分布目标和杂波条件下基于粒子滤波的似然比检测模型. 针对粒子滤波存在粒子退化

从而带来检测性能下降的问题, 提出将重采样引入到基于粒子滤波的似然比检测方法中. 针对 Swerling II 起伏目标模型在多种分布杂波背景下进行了仿真实验, 结果表明应用本文方法获得了较好的检测性能.

参考文献:

- [1] Merrill I Skolnik. 雷达系统导论[M]. 左群声等译. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [2] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10(1): 197 – 208.
- [3] Gordon N, Salmond D, Smith A. Novel approach to nonlinear and non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 1993, 140(2): 107 – 113.
- [4] Arulampalam M, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Trans On Signal Processing, 2002, 50(2): 174 – 188.
- [5] Guo feng Tong, Zheng Fang, Xin he Xu. A particle swarm optimized particle filter for nonlinear system state estimation[A]. 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Vancouver, BC, Canada; IEEE, 2006. 438 – 442.
- [6] Boers Y, Driessen H. A particle-filter-based detection scheme [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(10): 300 – 302.
- [7] Mohamad F S, Mahmood M H, Abbas S P. Particle detection and It's radar application[A]. Proceedings of the 2006 IEEE International Radar Conference [C]. Shanghai, China; IEEE, 2006. 1 – 4.
- [8] Liu J S, Chen R. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems[J]. Journal of the American Statistical Association, 1998, 93(443): 1032 – 1044.
- [9] Kay S M. 统计信号处理基础-估计与检测理论[M]. 罗鹏飞等译. 北京: 电子工业出版社, 2003.

作者简介:

王首勇 男, 1956 生于河南滑县, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为现代信号处理、雷达信号处理.

E-mail: sywang@public.wh.hb.cn

于兴伟 男, 1983 生于山东泰安, 空军雷达学院硕士生, 主要研究方向为信号与信息处理.

E-mail: 15871360978.yuwei@163.com

基于色域划分的多通道打印机色彩校正

王义峰, 曾 平, 王 莹, 罗雪梅

(西安电子科技大学计算机学院, 陕西西安 710071)

摘 要: 针对多通道喷墨打印机, 提出一种将打印色域划分并在分割后的子区域内实施色彩校正的算法. 首先建立打印机的呈色模型, 进而分析了高维颜料空间的光谱冗余及色域划分的可行性, 在此基础上设计色域划分方法, 并对每个子区域实施色彩校正. 区域划分降低了数据维数, 消除了颜色冗余, 且算法不受打印机颜料数目的限制.

关键词: 色彩管理; 色彩校正; 区域划分; 高保真; 色域

中图分类号: TP391, TP334. 4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 03-0507-05

Multi-Channel Printer Characterization Based on Gamut Partition

WANG Yi-feng, ZENG Ping, WANG Ying, LUO Xue-mei

(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: This paper proposed a multi-channel ink jet printer characterization algorithm by printer color gamut partition and subspace color calibration. First, a printer model is created, then spectral redundancy of the high dimensional colorant space and feasibility of gamut space partition is analyzed. After that, gamut partition method is designed to divide the printer's gamut into several parts and color calibration is done in each partition. Partition reduces the data dimension and eliminates color redundancy. This method has the advantage of wide-use and no limitation to ink channel numbers.

Key words: color management; color characterization; space partition; high fidelity; color gamut

1 引言

多通道 (Multi-Channel) 喷墨打印机又称为高保真 (High Fidelity, HI-FI) 或超四色打印机, 是指在青 (C)、品 (M)、黄 (Y)、黑 (K) 四种墨水之外添加其它颜色 (如橙 (O)、绿 (G)、蓝 (B)) 墨水的打印机. 额外添加的墨水用途分两种, 一种是扩展打印机的色域, 以输出更艳丽的色彩, 如 CMYKOG、CMYKRGB 打印机; 另一种是以浅墨提高浅色调的打印质量, 使打印颗粒更细、层次更丰富、色调变化更平滑, 如 CMYKcm 打印机. 额外墨水的加入提升了打印品质, 但也带来了光谱冗余、墨水斑点^[1]等问题, 使得墨水呈色的非线性和不一致性更加严重.

为了稳定地输出色彩, 国际色彩联盟 (ICC) 建议以设备无关的色彩空间 (CIE Lab) 描述墨水特性, 称之为打印机色彩校正 (Color Characterization), 校正信息由 ICC Profile^[2] 存储. 色彩校正的方法分两类, 一种是基于分析模型的校正, 如利用 Neugebauer 方程实现打印机校正^[3,4], 该方法打印、测量的样本少, 但需估计多个参数, 精度不高; 另一种是基于特性样本集测量的经验

法^[5~7], 通过对墨水通道采样组合, 形成特性样本集, 打印并测量获得样本集对应的 CIE Lab 值. 对于多通道打印机, 若 g 表示每个颜料通道的采样点, d 表示通道数, 则建立 ICC Profile 时需要的样本数高达 g^d , 这种样本数随通道的指数增长会带来庞大的打印和测量工作量. 另外, 颜料间往往存在严重的光谱冗余, 使得 CIE Lab 空间到颜料空间是一对多的映射, 给色彩的稳定再现带来困难.

本文通过打印色域空间划分, 实现了以 CMYKOG 和 CMYKcm 为代表的两类多通道喷墨打印机的色彩校正. 针对 CMYKOG 打印机, 选择色调邻接的两种颜料 (共 $d-1$ 组) 和黑墨 K 组合, 实现打印色域的划分, 对每个子区域单独建立特性样本集, 实现色彩校正. 由于各子区域由三种颜料混合生成, 特性样本集总数减少到 $g^3 \times (d-1)$. CMYKcm 打印机经过 c 到 C, m 到 M 的映射后, 亦可借助上述区域划分完成色彩校正. 空间划分降低了颜料空间维数, 消除了颜色冗余, 有利于色彩的一致再现.