

## 越野环境建模与动态路径规划

巩绪生,史美萍,李 焱,贺汉根

(国防科技大学 机电工程与自动化学院,湖南 长沙 410073)

(man\_chairs@yahoo.com.cn)

**摘 要:**针对越野环境下移动机器人的导航与控制问题,提出了一种越野环境下环境建模与动态路径规划方法。该方法能够针对地形的数字高程模型,在综合考虑机器人的性能约束和地形特征等因素的基础上有效地实现越野环境的建模;在此基础上的路径规划采用全局信息与局部信息、前期规划结果与当前规划相结合的方法,满足了越野环境下动态路径规划的要求。实验结果表明,该方法能够很好地适应各种复杂的越野环境。

**关键词:**越野环境;环境建模;路径规划;移动机器人

**中图分类号:** TP39 **文献标识码:** A

## Field environment modeling and dynamic path planning

GONG Xu-sheng, SHI Mei-ping, LI Yan, HE Han-gen

(Department of Electrical Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073)

**Abstract:** Facing to the problem of navigation and control of mobile robot in field environment, an approach to environment modeling and dynamic path planning in field environment was proposed. Given the Digital Elevation Model (DEM) of the terrain, this method can model the field environment effectively and synthetically considering the factors such as the capability restriction of robot and the characters of terrain and so on. Based on the environment modeling, the path planning, which adopted a method that combined global information with local information and integrated pre-action planning result with online planning, can satisfy the requirement of the dynamic path planning in filed environment. The experimental results show that this method can fit in with different complicated field environments very well.

**Key words:** field environment; environment modeling; path planning; mobile robot

## 0 引言

越野环境下移动机器人的导航与控制面临着很大的挑战:1)越野环境下的地形复杂粗糙,而且此时的环境感知存在着很大的不确定性,导致越野环境建模更加复杂化;2)面对这种复杂的环境,路径规划必须能够感知环境的变化,并做到动态的规划和调整。因而需要一种综合的环境建模和有效的路径规划方法。

根据对环境信息掌握的程度不同,机器人路径规划大致可分为两类:基于完全环境信息的全局路径规划;基于传感器信息的局部路径规划。后者的先验环境信息是完全未知或部分未知的。由于全局规划是离线的一次性规划,在复杂的越野环境下,在线滚动规划很难通过全局规划来实现;局部规划由于没有考虑全局信息,同样很难满足越野环境的要求。近年来,越来越多的国内外学者倾向于采用全局规划和局部规划相结合的方法,研究机器人的在线滚动路径规划问题<sup>[1,2]</sup>。

本文以月球探测为应用背景,首先根据环境的三维数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)<sup>[3,4]</sup>,通过统计分析的方法提取坡度信息、高程差信息和粗糙程度信息等地形特征,并结合机器人自身的性能约束来建立环境模型,该模型对环境信息的噪声和误差有很好的鲁棒性。然后,以所建环境模型为基础,采用将全局信息与局部信息、前期规划结果与当前规划相结合的方法实现了有效的动态路径规划。

前规划相结合的方法实现了有效的动态路径规划。

## 1 基于 DEM 的环境建模

### 1.1 基本思想

环境建模的基本思想是在越野环境的 DEM 的基础上,采用可通行性分析<sup>[5]</sup>方法建立环境模型。本文对传统的可通行性分析方法进行了改进,增强了其对环境信息的鲁棒性。基于 DEM 的环境建模的具体实现步骤为:首先,参照机器人的空间大小,采用规则栅格化方法对机器人工作环境进行栅格化;然后,以每一栅格(cell)为中心,以特定区域为分析窗口(patch)逐个对栅格进行地形统计分析;最后,通过综合考虑地形特征和机器人的通过性能力等因素,实现对不同障碍的判别与评估,并据此得到每一栅格的评估值,用以表示机器人在此栅格所覆盖区域行进时的行进代价。在我们的实验中,cell 采用的是车轮的大小,patch 则采用的是整个机器人的大小。

### 1.2 地形统计分析

为了提取地形的基本信息,采用最小二乘法对所分析区域进行了平面拟合。假设需评估栅格为  $cell(n)$ ,所分析区域(即窗口)为  $patch(n)$ ,其中包含  $N$  个高程点  $(x_k, y_k, z_k)$ ,  $k = 1, \dots, N$ ;其中  $((x_k, y_k))$  表示该点在地图上的位置,而  $z_k$  即为此位置对应的高程值。令此区域的拟合平面方程为:  $z = ax +$

收稿日期:2006-06-08;修订日期:2006-08-15

**作者简介:** 巩绪生(1983-),男,安徽望江人,硕士研究生,主要研究方向:移动机器人路径规划; 史美萍(1968-),女,山西阳城人,副教授,博士,主要研究方向:机器人智能控制; 李焱(1973-),男,吉林蛟河人,副教授,博士,主要研究方向:机器人遥操作、虚拟现实; 贺汉根(1943-),男,浙江杭州人,教授,主要研究方向:模式识别与智能系统。

by + c, 则由最小二乘法可以解得三个参数  $a, b, c$  的拟合值。

#### 1) 地形的坡度信息

地形的坡度信息表示的是地面的倾斜程度<sup>[3,4]</sup>, 可以通过拟合平面的坡度角  $\theta$  来描述<sup>[5]</sup>。因为拟合平面  $z = ax + by + c$  的法矢量为  $\vec{n} = \{a, b, -1\}$ , 而水平面的方程为  $z = 0$ , 据此可得拟合平面的坡度角  $\theta$  为:

$$\theta = \frac{\pi}{2} - \arcsin \frac{1}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}} \quad (1)$$

#### 2) 地形的高程差信息

地形的高程差信息表示的是地形的起伏程度信息, 可以通过一定区域内所有栅格中最大高程与最小高程的差值来表示<sup>[4]</sup>。根据地形的类型以及机器人的机械能力, 可以确定这个区域的大小。

#### 3) 地形的粗糙程度信息

地形的粗糙程度表示的是地形的不规则程度, 可以通过拟合平均偏差来表示<sup>[5]</sup>。假设所分析区域的拟合平均偏差为  $\bar{D}_{patch}$ , 则有:

$$\bar{D}_{patch} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |d_k| = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|ax_k + by_k + c - z_k|}{\sqrt{a^2 + b^2 + (-1)^2}} \quad (2)$$

同理可求得每一个栅格 (cell) 的拟合平均偏差  $\bar{D}_{cell}$ 。

### 1.3 约束条件

在实际应用中, 移动机器人由于受自身的动力学能力限

$$pitch = \begin{cases} \varepsilon_p & \theta < k_{p1} \cdot \max\_pitch\_angle \\ \omega_p & \theta > k_{p2} \cdot \max\_pitch\_angle \\ 255 \cdot \min\left(1, \frac{\theta}{\max\_pitch\_angle}\right) & \text{other} \end{cases} \quad (3)$$

2) 阶跃式障碍: 机器人可以安全跨越的阶跃式障碍必有一个上限, 这个限制条件就是机器人的最大跨越高度  $\max\_over\_h$ 。取窗口范围内各栅格之间高程差值的最大值为

$$step = \begin{cases} \varepsilon_s & elevation\_variance < k_{s1} \cdot \max\_over\_h \\ \omega_s & elevation\_variance > k_{s2} \cdot \max\_over\_h \\ 255 \cdot \min\left(1, \frac{elevation\_variance}{\max\_over\_h}\right) & \text{other} \end{cases} \quad (4)$$

3) 粗糙式障碍: 对于这种情况主要考虑两种情况, 一种是车轮被卡住, 另一种是车轮在地面上打滑。因此要从两个层次来考虑粗糙度, 一种是在窗口 (patch) 层次上的粗糙度, 另一种是在栅格层次上的粗糙度。设 patch 中所有 cell 的粗糙度

$$roughness = \begin{cases} \varepsilon_r & \max(\bar{D}_{patch}, \max \bar{D}_{cell}) < k_{r1} \cdot D_{roughness} \\ \omega_r & \max(\bar{D}_{patch}, \max \bar{D}_{cell}) > k_{r2} \cdot D_{roughness} \\ 255 \cdot \min\left(1, \frac{\max(\bar{D}_{patch}, \max \bar{D}_{cell})}{D_{roughness}}\right) & \text{other} \end{cases} \quad (5)$$

4) 行进代价评估值的确定: 对于上述三种类型的障碍, 无论哪一种障碍存在都应该认为是不可通行, 所以最终取各指标中的最大者作为所分析栅格的行进代价评估值, 具体为:

$$score(n) = \max(pitch, step, roughness) \quad (6)$$

综上所述, 通过对 DEM 数据进行行进代价的分析与评估, 最终可建立一个二维的行进代价模型, 它实际上就是障碍分布图, 也就是路径规划的依据。

值得说明的是, 在地形分析过程中, 本文将整个机器人大小作为分析窗口, 实际上是考虑到移动机器人的几何约束, 所以在由基于可通行性分析得到的行进代价模型进行路径规划时, 可以把机器人当作一个质点来进行处理, 从而简化了问题的求解。

制, 它不可能爬上很陡的坡, 也不可能越过很高的障碍, 这些限制可通过以下指标进行描述:

- 1) 机器人的最大爬坡坡度角  $\max\_pitch\_angle$ ;
- 2) 机器人的最大跨越高度  $\max\_over\_h$ ;
- 3) 机器人可行驶地面的最大粗糙度  $D_{roughness}$ 。

### 1.4 行进代价评估

根据上述约束条件, 本文主要考虑三种障碍类型: 斜坡式障碍、阶跃式障碍和粗糙式障碍, 它们分别对应三个指标:  $pitch$ 、 $step$  和  $roughness$ 。通过对三种障碍的分析和评估, 最终得到一个连续的行进代价评估值  $score(n)$ ;  $score$  为 0 表示完全可通行, 为 255 表示完全不可通行, 介于之间的值越大表示行进代价越大。在实际中, 虽然在预处理阶段已经对源数据进行了噪声处理, 但是其仍然存在很多不确定的因素, 所以我们对上述几个指标进行了分段处理, 以保持分析的鲁棒性。即当指标值小于某一阈值 (如  $elevation\_variance < k_{s1} \cdot \max\_over\_h$ ,  $k_{s1}$  为参数) 时, 则认为完全可通行; 当指标值大于某一阈值 (如  $\theta > k_{p2} \cdot \max\_pitch\_angle$ ,  $k_{p2}$  为参数) 时, 则认为完全不可通行。

1) 斜坡式障碍: 主要与机器人的最大爬坡坡度角  $\max\_pitch\_angle$  有关; 当所分析区域的坡度角  $\theta$  超过  $\max\_pitch\_angle$ , 即认为不可通行。斜坡式障碍的度量指标  $pitch$  可以由式 (3) 确定, 式中  $\varepsilon_p$  表示一个接近于 0 的很小的值,  $\omega_p$  表示一个接近于 255 的值。

$elevation\_variance$ , 如果这个差值超过  $\max\_over\_h$  则认为不可通行。阶跃式障碍的度量指标  $step$  可以由式 (4) 确定, 式中  $\varepsilon_s$  表示一个接近于 0 的很小的值,  $\omega_s$  表示一个接近于 255 的值。

的最大值为  $\max \bar{D}_{cell}$ , 则粗糙式障碍的度量指标  $roughness$  可以由式 (5) 确定, 式中  $\varepsilon_r$  表示一个接近于 0 的很小的值,  $\omega_r$  表示一个接近于 255 的值。

## 2 路径规划

本文的路径规划运用图搜索策略, 搜索过程分为起始阶段的离线路径规划和行进阶段的在线路径规划。在算法设计上借鉴了 D\* 算法的思想<sup>[1,2]</sup>。图 1 给出了路径规划的基本流程。

### 2.1 离线路径规划

为了提高在线路径规划的实时性, 离线路径规划采用多源路径规划的思想, 即对地图中的每一个状态节点 (当然也包括机器人的起始节点) 都规划一条到达目标节点的最优路径并记录下来。为了使初始的规划结果在后期的在线路径规划阶段能够得到利用, 路径搜索的起始节点应该定义为目标节点  $Goal$ 。搜索图中的每一节点  $n$  都记录有两个主要信息:

$g(n)$  和  $p(n)$ , 其中,  $g(n)$  表示从  $n$  到  $Goal$  的最优路径的总路径代价值, 而  $p(n)$  表示指向该最优路径上的下一个路径节点的指针。显然,  $g(Goal) = 0, p(Goal) = Goal$ 。从  $Goal$  开始, 采用 Dijkstra 算法<sup>[6]</sup> 进行扩展, 扩展的依据就是搜索图中每一个节点的  $g$  值, 直到所有节点都扩展完毕。

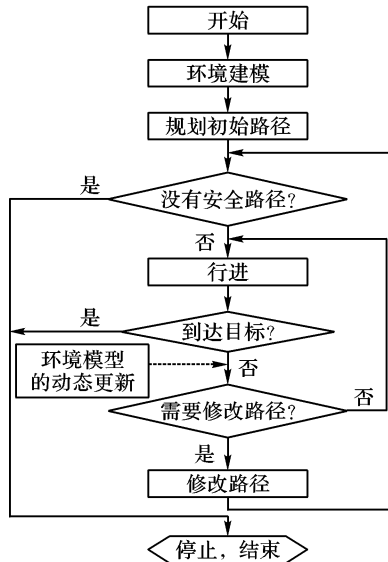


图1 路径规划流程

若假设当前扩展节点为  $n$ , 则其相邻节点  $m$  的路径代价值可计算如下:  $g(m) = g(n) + cost(m, n)$  (7)

式中,  $g(n)$  为节点  $n$  的路径代价值,  $cost(m, n)$  为从  $m$  到  $n$  的行进代价, 其简单的计算方法为:  $cost(m, n) = distance(m, n) \times (score(m) + score(n)) / 2$  (8)

式中,  $score(m)$  和  $score(n)$  分别为节点  $m$  和节点  $n$  的行进代价评估值,  $distance(m, n)$  为两者之间的距离。由于每一个节点都拥有指向下一个路径节点的指针  $p$ , 所以路径就以这一系列的指针  $p$  的形式表示出来。

## 2.2 在线路径规划

在实际中, 机器人首先沿着离线路径规划的结果开始行进, 并在行进的同时, 通过传感器得到的局部环境信息对环境模型进行动态更新, 在线路径规划根据更新结果决定是否进行局部路径修改。假设传感器的探测半径为  $r$ , 则环境模型的局部更新是在以机器人作为中心以  $score$  为半径的范围内重新进行行进代价分析, 并以此更新该范围内各节点的  $score$  值, 如果更新后的  $score$  值相对于未更新之前有较明显变化, 则需要对局部路径进行修改, 否则不必修改。对于  $score$  值发生明显变化的每一个节点  $w$ , 更新其  $g$  值并进行扩展。当扩展过程进行到机器人的当前所在位置  $t$  时, 则表示从  $t$  到  $Goal$  的路径已经修改完毕, 此时, 机器人即可沿着这条修改后的路径继续行进。随着机器人的继续行进, 在线路径规划也在滚动进行, 直到到达目标或者没有安全路径而停止。由于节点  $w$  的  $score$  值变化不会影响  $w$  到  $Goal$  之间的路径, 因而不必对这段路径进行修改(这段路径已经在全局和 / 或前期的规划中得到了记录), 这意味着, 只有那些需要经过  $w$  才能到达  $Goal$  的节点  $v$  所对应的路径才有必要进行修改, 而且只需修改  $w$  与  $v$  之间的路径即可。由此可见, 当机器人当前所在位置  $t$  的路径已经得到修改, 就不必再进行多余的修改, 所以大大减少了在线路径规划的时间消耗, 效率很高。另外, 因为环境模型的动态更新依据的是传感器的性能, 所以是一个相对独立的过程, 只有当发现环境模型发生较明显变化时, 才启动在线路径规划, 所

以进一步提高了在线路径规划的效率。

## 3 实验结果分析

我们针对特定的野外环境模型进行了仿真实验。实验中, 移动机器人大小为  $1m \times 1m$ , 车轮大小为  $20cm \times 20cm$ , 全局地图大小为  $40m \times 30m$  (如图 2(a) 所示, 其对应的行进代价图如图 2(b) 所示), 车载传感器的准确探测半径为  $2m$ , 机器人的最大爬坡坡度角为  $30^\circ$ , 最大跨越高度为  $30cm$ 。分三种情况进行了仿真, 即环境完全未知、环境完全已知和环境部分已知, 并通过规划路径长度和离线 / 在线规划时间来衡量路径规划的质量。

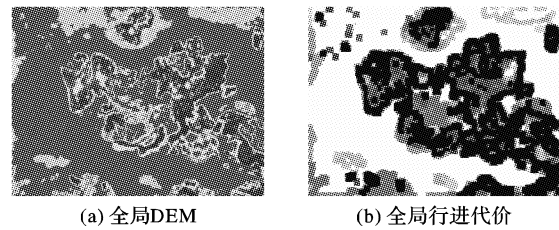


图2 全局 DEM 及全局行进代价

当环境完全未知时, 初始的路径规划是一条从起始节点到目标节点的直线, 而通过本文方法最终通过行进探测得到的路径如图 3(a) 所示。由于机器人需要在行进的同时探测未知的环境并进行相应的建模和在线规划, 因而所规划路径在遇到障碍后发生大角度转折, 而且最终路径很长, 所用时间也很多。

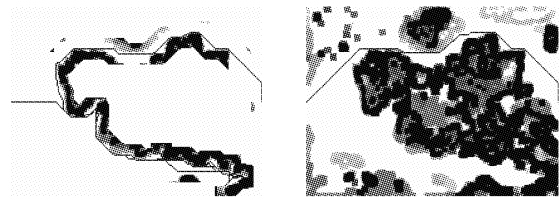


图3 环境完全未知及完全已知情况下的最终路径

当环境完全已知时, 所规划的全局最优路径如图 3(b) 所示, 此时的路径是最短的, 没有发生任何大角度转折。由于环境是完全已知的, 所以在线规划时间为零。

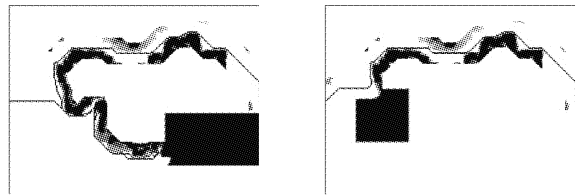


图4 两种先验信息下的最终路径

当地图部分已知, 即我们对全局地图有一个先验的信息, 不过这个信息是不完全的。实验中我们采用了两种不同的先验信息, 第一种是对地图右偏下方位的障碍进行提示, 如图 4(a) 所示(图中矩形部分), 第二种是对地图中间偏左方位的障碍进行提示, 如图 4(b) 所示(图中矩形部分), 所得的实验结果见图 4。与环境完全未知的情况相比, 在有先验信息的情况下, 机器人能够及时找到最优路径, 尤其在第二种先验信息下, 机器人几乎没有偏离最优路径, 这同样也节省了很多时间(见表 1)。可见先验信息的价值也是有区别的, 第二种先验信息的价值就比第一种要大, 更有利于机器人找到合理的路径。

对各种不同的地形环境分别进行了实验,证实对不同的地形环境,实验的结果有所差别,甚至差别很大,尤其是在线路径规划时间,甚至可以相差几倍,这是由不同的地形类型和不同的先验知识引起的。另外程序的实现不同也会影响规划的速度。实验中还发现,机器人的侦测半径不同所得的结果也有所不同,这是因为在不同的侦测半径下,机器人在动态更新过程中所得到的和所要处理的信息是不同的,因而会对在线的规划产生影响。如果机器人所能侦测的信息较多但却包含很多无用或冗余信息,那么就会降低在线规划的效率。表1和表2分别给出了两种不同侦测半径情况下的各指标,当侦测半径为3m时,在线规划的效率明显降低;而另一方面,较大的侦测半径使机器人对周围的环境有了更多了解,从而减少了大角度转折情况的发生,所得的路径也更加合理。

表1 侦测半径为2m时的实验结果

环境信息	路径长度 /栅格	离线规划时间 /ms	在线规划时间 /ms
环境完全未知	863.774	351	22364
环境完全已知	255.814	2403	0
第一种先验信息	525.724	981	18818
第二种先验信息	268.018	560	5067

表2 侦测半径为3m时的实验结果

环境信息	路径长度 /栅格	离线规划时间 /ms	在线规划时间 /ms
环境完全未知	734.972	351	40806
环境完全已知	255.814	2403	0
第一种先验信息	482.272	981	30391
第二种先验信息	264.260	560	13951

#### 4 结语

本文针对越野环境下移动机器人的导航与控制,提出了一种越野环境建模和动态路径规划方法。我们根据环境的

DEM,统计分析提取各种地形特征,并考虑机器人的性能约束,综合建立环境模型。在模型建立的同时,实际上就将DEM转换成了行进代价图,亦即障碍分布图。基于此障碍分布图的动态路径规划方法,通过全局信息与局部信息、前期规划结果与当前规划相结合的方式,满足了越野环境下的动态路径规划要求。

但在很多情况下,由机器人自行判断障碍是不准确的,其对障碍的理解能力是十分有限的,因此在机器人自主的同时加入人的指导,将会很好地提高机器人执行任务的安全性,然而人的指导是慢速的,机器人的自主规划是快速的,两者的有机结合将是今后研究重点内容之一。

实际中还发现由机器人车载传感器得到的小范围地图信息存在一个数据可信度的问题,如果这个问题较为严重,很可能导致机器人走很多不必要的弯路。今后的研究需要在局部更新中引入数据可信度。另一方面,问题空间的表示可以进行优化,以减少数据量和运算量,四叉树等方法将值得一试。

#### 参考文献:

- [1] STENTZ A. Optimal and Efficient Path Planning for Partially-Known Environments[ A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[ C]. 1994.
- [2] STENTZ A. Optimal and Efficient Path Planning for Unknown and Dynamic Environments [ R]. Carnegie Mellon Robotics Institute Technical Report CMU-RI-TR-93-20, 1993.
- [3] 李志林,朱庆. 数字高程模型[ M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.
- [4] 汤国安,刘学军,闫国年. 数字高程模型及地学分析的原理与方法[ M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [5] YE C, BORENSTEIN J. T-transformation: Traversability Analysis for Navigation on Rugged Terrain[ A]. Proceedings of the SPIE[ C]. 2004, Vol 5422: 473 - 483.
- [6] ZHAN FB. Three fastest shortest path algorithms On real road networks[ J]. Journal of Geographic Information and Decision Analysis, 1997, 1(1): 69 - 82.

(上接第3038页)

伪轮廓,可以达到较好的视觉效果。基于 Bayer 阈值矩阵的多阈值调制法和随机阈值调制法都是可行的,同时适用于大幅面二级喷墨打印设备,前者的 PSNR 值大,图像有更好的层次感,后者网点分布随机性好,不会产生因 Bayer 阈值矩阵引入的轻微规则纹理。

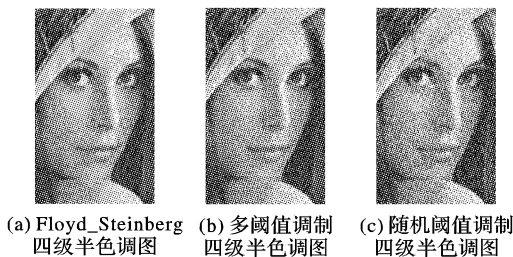


图3 Lena 全灰度图的四级半色调图

#### 4 结语

目前国产大幅面喷墨打印设备依靠价格优势已经完全占领国内市场并批量出口。进一步提高设备性能是当务之急。针对我们开发的飞图系列和川页系列大幅面喷墨印刷机的技术升级问题,为实现在大幅面二级喷墨打印设备上输出高质量画面,提出了一种基于绿噪声半色调技术的多级 RIP 和喷

印方案,并对多级误差扩散算法的伪轮廓问题给出了适合大幅面二级喷墨打印设备的解决方法。该项技术已用于现有设备软件的升级,提高了输出画面质量。

#### 参考文献:

- [1] LEE J-H, ALLEBACH JP. Inkjet Printer Model-Based Halftoning[ J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(5): 674 - 688.
- [2] LAU DL, ARCE GR, GALLAGHER NC. Green-noise digital halftoning[ A]. International Conference on Image Processing [ C]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(12): 2424 - 2444.
- [3] YU Q, PARKER KJ, SPAULDING K, et al. Improved digital multi-toning with over-modulation scheme[ A]. Color Imaging: Device-Independent Color, Color Hardcopy and Graphic Arts III[ C]. SPIE, 1998, Vol 3300: 362 - 373.
- [4] OSTROMOUKHOV V, HERSCH RD. Structure artifact free multi-level error diffusion algorithm[ A]. International Symposium on Electronic Image Capture and Publishing[ C]. SPIE, 1998, Vol 3409.
- [5] ESCHBACH R, FAN ZG, KNOX KT, et al. Threshold modulation and stability in error diffusion[ J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(4): 39 - 50.
- [6] ZHOU BF, FANG XF. Improving mid-tone quality of variable-coefficient error diffusion using threshold modulation[ J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 437 - 444.