

# 未知环境下移动机器人安全路径规划的一种神经网络方法<sup>1)</sup>

樊长虹 陈卫东 席裕庚

(上海交通大学自动化研究所 上海 200030)

(E-mail: changhongfan@sjtu.edu.cn)

**摘 要** 针对未知环境下移动机器人的安全路径规划, 采用了一种局部连接 Hopfield 神经网络 (Hopfield Neural Networks, HNN) 规划器; 分析了 HNN 稳定性, 并给出了存在可行路径的条件. 如果存在可行路径, 该方法不存在非期望的局部吸引点, 并在连接权设计中兼顾“过近”和“过远”来形成安全路径. 为在单处理器上有效地在线路径规划, 采用多顺序的 Gauss-Seidel 迭代方法来加速 HNN 势场的传播. 结果表明该方法具有较高的实时性和环境适应性.

**关键词** 移动机器人, 未知环境, 安全路径规划, Hopfield 神经网络

**中图分类号** TP242

## A Neural Networks-based Approach to Safe Path Planning of Mobile Robot in Unknown Environment

FAN Chang-Hong CHEN Wei-Dong XI Yu-Geng

(Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

(E-mail: changhongfan@sjtu.edu.cn)

**Abstract** For safe path planning of mobile robot in unknown environment, the paper uses a local connected Hopfield neural network (HNN) planner. The stability of the HNN is analyzed, and the condition for the existence of the feasible path(s) is given. If a feasible path(s) exists, the HNN does not have any unexpected local attractive point. The connected weight design considers both “too close” and “too far” to plan the safe path. For the HNN to on-line plan a path on a sequential processor, multi-sequential Gauss-Seidel iteration is used to accelerate the propagation of the HNN potential field. Results demonstrate that the method has good real-time ability and adaptability to environments.

**Key words** Mobile robot, unknown environment, safe path planning, hopfield neural networks

1) 国家“863”计划 (2001AA422140) 与国家自然科学基金 (6988950, 60105005) 资助

Supported by National Hi-tech Research and Development Plan (2001AA422140) and National Natural Science Foundation of P.R.China (60105001, 60105005)

收稿日期 2002-09-23 收修改稿日期 2003-03-17

Received September 23, 2002; in revised form March 17, 2003

## 1 引言

未知环境下路径规划是移动机器人导航中一个重要问题, 常用方法有图搜索法、路标法和人工势场法等<sup>[1]</sup>. 在未知环境中, 典型图搜索方法<sup>[1]</sup> 路径重规划复杂度为  $O(N \log N)$  ( $N$  为离散化位姿空间的节点数); 路标法<sup>[1]</sup> 搜索空间小但预处理计算量大; 局部人工势场法<sup>[1,2]</sup> 计算简单, 但有局部极小值. 用局部连接 HNN<sup>[3~5]</sup> 与调和函数<sup>[6]</sup> 的数值势场也可进行路径规划, 但缺乏有效模拟方法, 路径形成较慢, 并缺少 HNN 路径规划完整性分析.

路径的安全性<sup>[2,4,6]</sup> 在路径规划中也是很重要的. 图搜索算法多以最短距离为优化目标, 所得路径常紧贴着障碍物边缘或转角, 形成“过近”问题. Voronoi 图法<sup>[4]</sup> 所形成的路径通常远长于最短距离路径, 形成“过远”问题. 兼顾处理“过近”和“过远”的一种方法是障碍物外延法<sup>[4]</sup>, 但在密集障碍物环境中该方法可能把唯一的狭窄可行路径裁减掉.

本文用一种局部连接 HNN 进行路径规划, 计算复杂度和神经元数目成线性关系. 对任意形状环境, 分析了存在可行路径的条件; 如果存在可行路径, 该方法一定能找到一条最快上升路径, 而不存在非期望的局部吸引点, 即具有完整性. 路径安全性在权值设计中得以体现, 折衷处理了“过近”和“过远”因素, 无需学习过程便形成安全路径. 为在单处理器上进行有效地数值求解, 当在未知环境下增量式获取环境信息时, 采用了多顺序 Gauss-Seidel 迭代法 (multi-sequential gauss-seidel iteration method, MSGSIM) 来模拟 HNN, 有效地加速了 HNN 势场传播.

## 2 HNN 模型与稳定性

### 2.1 位姿空间的 HNN 描述与假设条件

设移动机器人的位姿空间  $C$  为二维有界环境, 允许对初始障碍物信息完全未知;  $S$  和  $G$  分别表示路径规划的起点和目标点. 如图 1, 用局部连接 HNN Net 表示离散化  $C$ <sup>[3~5]</sup>, 每个神经元对应于离散化  $C$  中一个位姿. 由邻近离散化位姿之间连通性, Net 中每个神经元分别和  $2d$  个邻近神经元连接: 选  $d = 2$  为 4-连通邻域中节点相连接; 或  $d = 4$  为 8-连通邻域中节点相连接. 8-连通路更接近 Euclidean 距离长度, 本文选  $d = 4$ . 机器人仅有局部感知, 在线构建地图并调整 HNN 权值进行路径规划.

### 2.2 HNN 的动力学模型

设 Net 有  $N$  个神经元, 第  $i$  个神经元输出为  $x_i(t)$ , 和  $i$  连接的神经元集合记为  $NE_i$ , 目标点  $G$  对应神经元为  $C_g$ , 且仅对  $C_g$  有外部定常输入  $I$ . 第  $i$  个神经元动态方程为

$$\dot{x}_i(t) = \begin{cases} -Ax_i(t) + D_i(T)y_i(t), & \text{if } i \neq C_g \\ -Ax(t) + D_i(T)y_i(t) + I, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$y_i(t) = g\left(\sum_{j \in NE_i} \omega_{ij} x_j(t)\right) \quad (2)$$

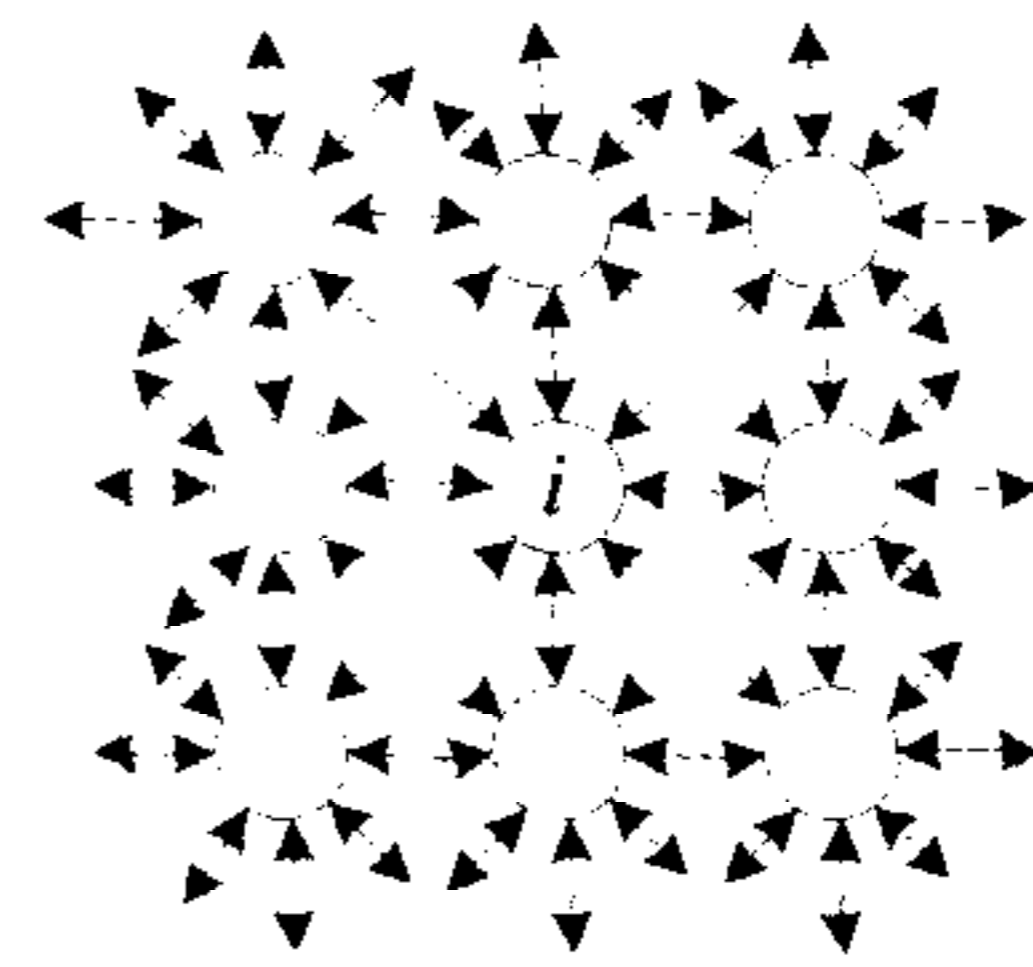


图 1 二维离散位姿空间 8-连通图  
Fig. 1 8-connectivity in 2D discrete configuration space

式 (1) 中  $A$  为负反馈系数;  $T$  为机器人的离散决策时刻;  $D_i(T)$  反映  $T$  时刻已知的环境信息, 障碍物节点  $D_i(T) = 0$ , 其它节点  $D_i(T) = 1$ ;  $y_i(t)$  表示第  $i$  个神经元的邻域  $NE_i$  中节点输出加权和和对  $i$  的激励. 式 (2) 中  $g(z) = mz (m > 0)$ ; 连接权  $\omega_{ij} = \omega_{ij0} \omega_{ij_s} \in (0, 1]$  不要求对称, 其中  $\omega_{ij0}$  表示节点  $i$  和  $j$  之间 Euclidean 距离关系, 对 8- 连通邻域中对角连接权  $\omega_{ij0} = (2md/A)^{\sqrt{2}} < 1$  (后面的稳定性定理中要求  $2md/A < 1$ ), 其它连接权  $\omega_{ij0} = 1$ ;  $\omega_{ij_s} \in (0, 1]$  反映节点  $i$  的路径安全性, 在 3.2 中将具体描述. 本文更强调单处理器上对 HNN 的求解, 因此与文献 [3~5] 不同, 选  $g(z)$  为简单的线性函数以保证计算速度较快, 此时 HNN 是线性系统, 其动力学方程组为

$$\dot{\mathbf{x}} = -A\mathbf{x} + G(T)\mathbf{x} + U \quad (3)$$

其中输入  $U$  中  $C_g$  对应的分量为任意  $I > 0$ , 而  $U$  其余分量都为 0,  $G(T)$  由  $D_i(T)$  等确定.

### 2.3 HNN 稳定性与 HNN 稳定势场的非负性

利用  $M$  矩阵<sup>[7]</sup> 性质, 下面定理 1 给出 HNN(3) 的稳定性条件; 定理 2 表明 HNN(3) 平衡点具有非负性, 可用来判断任何节点和目标点  $C_g$  之间是否存在可行路径.

**定义 1**<sup>[7]</sup>.  $n$  阶矩阵  $Q = \{q_{ij}\}$  是  $Z_n$  矩阵, 如果  $q_{ii}$  大于 0, 而  $q_{ij} (i \neq j)$  不大于 0.

**引理 1**<sup>[7]</sup>.  $Z_n$  中的矩阵  $Q$  是非奇异实  $M$  矩阵, 当且仅当下列任一条件成立:

- 1) 存在正对角矩阵  $D$ , 使得  $QD$  为严格对角占优矩阵, 且  $QD$  所有对角元素为正数;
- 2)  $Q$  的每个特征值的实部为正数;
- 3)  $Q$  非奇异且  $Q^{-1}$  所有元素大于 0.

**定理 1.** 当  $A > 2md$  时, HNN(3) 有唯一平衡点  $\mathbf{x}_e$ , 并全局指数渐近稳定收敛于  $\mathbf{x}_e$ .

**证明.** 线性系统 HNN(3) 的系数矩阵为  $[-AE + G(T)]$ , 且  $[AE - G(T)] \in Z_n$  ( $E$  为  $N$  维单位矩阵). 由于  $G(T)$  每行 (列) 元素的和都小于  $2md$ , 且  $A > 2md$ , 取  $D = E$  可知  $[AE - G(T)]D = [AE - G(T)]$  是  $Z_n$  (这里  $n = N$ ) 中严格对角占优矩阵. 根据引理 1 的 1) 可知  $[AE - G(T)]$  是非奇异  $M$  矩阵; 由 1) 和 2) 等价性,  $[AE - G(T)]$  所有特征值实部都大于 0, 即  $[-AE + G(T)]$  特征值实部都小于 0. 所以根据线性系统理论, 当  $A > 2md$  时 HNN(3) 全局指数稳定收敛于唯一平衡点  $\mathbf{x}_e$ . 证毕.

**定理 2.** 当  $A > 2md$  时, HNN(3) 的平衡点  $\mathbf{x}_e$  满足: 1)  $\mathbf{x}_e \geq 0$ ; 2) 如果节点  $i$  和  $C_g$  之间不存在可行路径, 则平衡点  $\mathbf{x}_e$  中  $i$  对应的分量等于 0, 反之该分量大于 0.

**证明.**

1) HNN(3) 的平衡点  $\mathbf{x}_e$  满足  $[AE - G(T)]\mathbf{x}_e = U$ . 当  $A > 2md$  时, 根据定理 1 推导过程知矩阵  $[AE - G(T)]$  是可逆  $M$  矩阵, 所以根据引理 1 的 3) 可知  $[AE - G(T)]^{-1}$  的所有元素大于 0; 又  $U \geq 0$ , 故  $\mathbf{x}_e = [AE - G(T)]^{-1}U \geq 0$ .

2) 如果节点  $i$  和  $C_g$  之间不存在可行路径, 将与  $i$  存在可行路径的所有节点以及  $i$  从 HNN(3) 中隔离出来, 组成新的系统. 根据定理 1, 新系统同样是指指数渐近稳定的, 并且相应的  $U$  的分量都为 0, 即是一个零输入的指数稳定线性系统, 故平衡点  $\mathbf{x}_e$  中  $i$  对应的分量必为 0.

反之, 设  $C_g$  依次经过节点  $i_1, i_2, i_3$  等形成到节点  $i$  的可行路径时, 有如下简单证明: 由前可知 Net 所有节点的稳定输出都不小于 0, 并且易知  $C_g$  节点的稳定输出大于 0, 那么单独考察节点  $i_1$  的稳定方程. 由于  $i_1$  的接收域中所有节点的对  $i_1$  的激励都不小于 0, 并且  $C_g$  对  $i_1$  的激励大于 0, 以及  $i_1$  自身负反馈系数大于 0, 因此稳定状态  $\mathbf{x}_e$  中  $i_1$  对应的分量大于 0. 同理  $\mathbf{x}_e$  中  $i_2$  对应的分量也大于 0; 依次递推, 可知  $\mathbf{x}_e$  中  $i$  对应的分量大于 0. 证毕.

综合定理 2 中结论, 有如下推论.

**推论 1.** 节点  $i$  和  $C_g$  之间存在可行路径等价于平衡点  $x_e$  的第  $i$  个分量大于 0.

将  $T$  时刻所有和  $C_g$  之间存在可行路径的节点集合记作  $Net(T)$ , 而  $x_e$  相应于  $Net(T)$  的分量记作  $\bar{x}$ . 根据定理 2,  $\bar{x}$  的分量都大于 0.

### 3 路径规划

#### 3.1 路径规划与 HNN 数值势场的极大值特性

HNN 数值势场的极值特性必须满足形成可行路径的条件, 即要求势场的唯一正值极大点在目标点  $C_g$  处, 而不能使机器人陷入非目标点的局部极大点. 对于 HNN(3) 则要求不能存在多个正值局部极大点, 下面分析 HNN(3) 的稳定数值势场极大值特性.

**定理 3.** 当  $A > 2md$  时,  $\bar{x}$  的正数值势场在  $C_g$  处具有全局唯一的局部极大值点.

**证明.** 采用反证法, 假设  $\bar{x}$  在节点  $i \neq C_g$  处有局部极大值. 根据  $\dot{x}_{e_i} = 0$ , 有  $2md \min_{j \in NE_i} \omega_{ij} x_{e_j} \geq m \sum_{j \in NE_i} \omega_{ij} x_{e_j} > 0$ , 而  $A > 2md$  且  $\omega_{ij} \in (0, 1]$ , 故  $\max_{j \in NE_i} x_{e_j} \geq \max_{j \in NE_i} \omega_{ij} x_{e_j} > \bar{x}_{e_i} >$

0, 即  $i$  的邻域  $NE_i$  内有神经元输出大于  $\bar{x}_{e_i}$ , 这与假设矛盾. 故假设错误,  $Net(T)$  中除  $C_g$  外任意节点输出都不是局部最大值. 又  $Net(T)$  中节点输出都大于 0, 且节点数有界, 必有最大输出, 故  $C_g$  一定是最大输出, 且是全局唯一局部极大值. 证毕.

根据推论 1, 所有和  $C_g$  之间存在可行路径的节点, 即  $Net(T)$  中的节点, 其输出都大于 0; 而定理 3 表明,  $Net(T)$  中除  $C_g$  以外任何节点都不是局部极大值点, 那么  $Net(T)$  任何节点  $i$  都可以在其接收域  $NE_i$  中选择一个最快上升节点. 由局部极大值点的唯一性可知, 如果依次对所选择出的最快上升节点选取后继最快上升节点, 最后一定到达  $C_g$  节点.

**推论 2.** 当  $A > 2md$  时, 从任何与  $C_g$  存在可行路径的节点出发, 沿 HNN(3) 稳定势场最快上升方向运动将到达  $C_g$ ; 而任何与  $C_g$  不存在可行路径的节点, 将停留在该节点自身.

综合定理 1~3 及推论 2, HNN(3) 稳定性条件保证了最快上升路径搜索具有完整性.

#### 3.2 安全路径

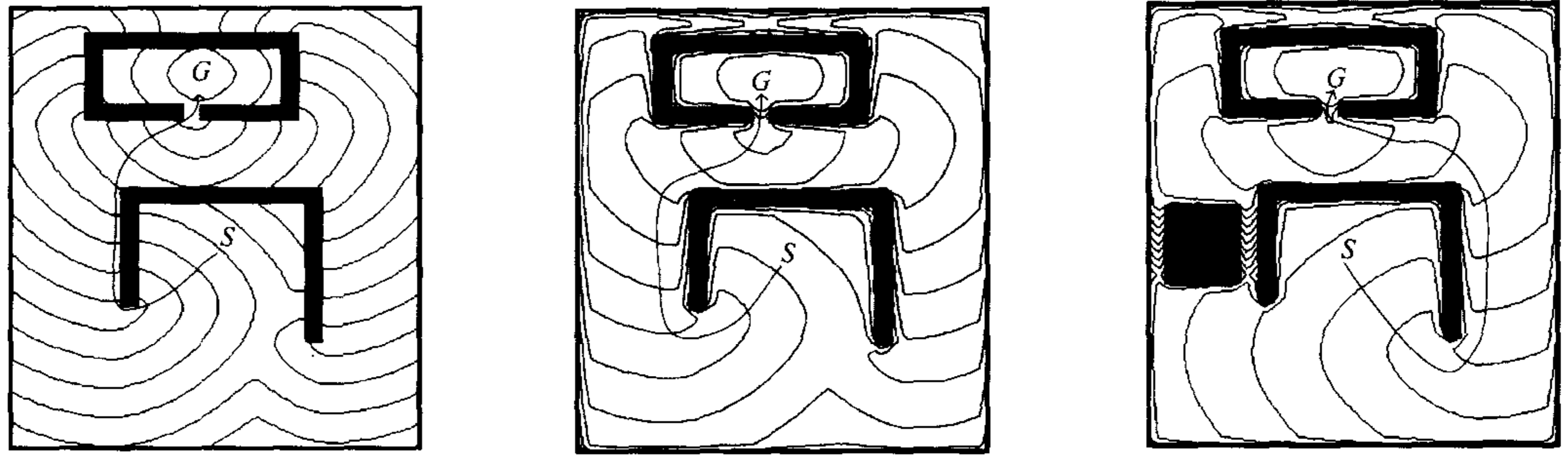
为了排斥一条路径远离障碍物, 可通过减小障碍物附近神经元节点连接权来实现. 当神经元节点距离障碍物越近时, 其连接权越小, 相应节点的输出也越小, 从而强迫障碍物附近的势场梯度沿远离障碍物方向, 即形成虚拟排斥力来保证路径安全. 由定理 3, 这种设计不会将狭窄路径屏蔽掉, 仍能保证算法完整性. 路径安全性由  $\omega_{ij}$  的分量  $\omega_{ij_s}$  来决定, 设计过程如下.

先根据对环境离散化时栅格尺寸和机器人自身尺寸大小, 选取安全距离门限值  $D_{safe}$ ; 再用复杂度  $O(N)$  的距离变换算出每个非障碍物神经元到障碍物神经元的最近 Euclidean 连通距离<sup>[8]</sup>, 设节点  $i$  到最近障碍物的 Euclidean 连通距离为  $d_i$ ; 最后设计权值  $\omega_{ij_s}$ :  $d_i < D_{safe}$  时, 在  $\omega_{ij_s}$  中考虑安全因素, 反之  $\omega_{ij_s}$  中不考虑安全因素.  $\omega_{ij_s}$  和  $d_i$  关系为  $\omega_{ij_s} = (2md/A)^{fs(d_i)}$ , 其中  $fs(d_i) > 0$  为非递增函数

$$fs(d_i) = \begin{cases} ks/d_i, & \text{if } 0 < d_i < D_{safe} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

参数  $ks > 0$  可调. 当  $i$  靠近障碍物时,  $fs(d_i)$  快速增大,  $\omega_{ij}$  迅速趋于 0, 满足设计要求.

取  $A = 10, m = 1, ks = 5, I = 100, D_{safe} = 0$  (即不考虑安全因素). 在图 2(a) 规划出最短路径, 增大  $D_{safe} = 5$ , 在图 2(b) 中给出安全路径. 显然, 图 2(b) 中障碍物附近势场等高线比较密集, 能排斥机器人远离障碍物, 而图 2(a) 中的最短路径势场没有该性质. 在图 2(a) 中的最短路径附近引入新的障碍物后, 虽然最短路径仍然是可行路径, 但 HNN 规划出图 2(c) 中新安全路径.



(a) 最短路径 (a) Shortest path (b) 安全路径 (b) Safe path (c) 新的安全路径 (c) New safe path

图 2 HNN 的势场等高线和相应路径

Fig. 2 Contors of the HNN potential fields and coresponding paths

当  $ks$  和  $D_{safe}$  都越大时, 在宽敞的局部环境中所规划路径能越尽量远离障碍物; 但在狭窄的局部环境中如果唯一的可行路径离障碍物很近时, 仍能找到该路径, 如图 2(b) 和图 2(c) 中机器人都选择通过凹形槽狭窄缺口的中间路径到达目标点  $G$  点.

3.3 多顺序迭代求解

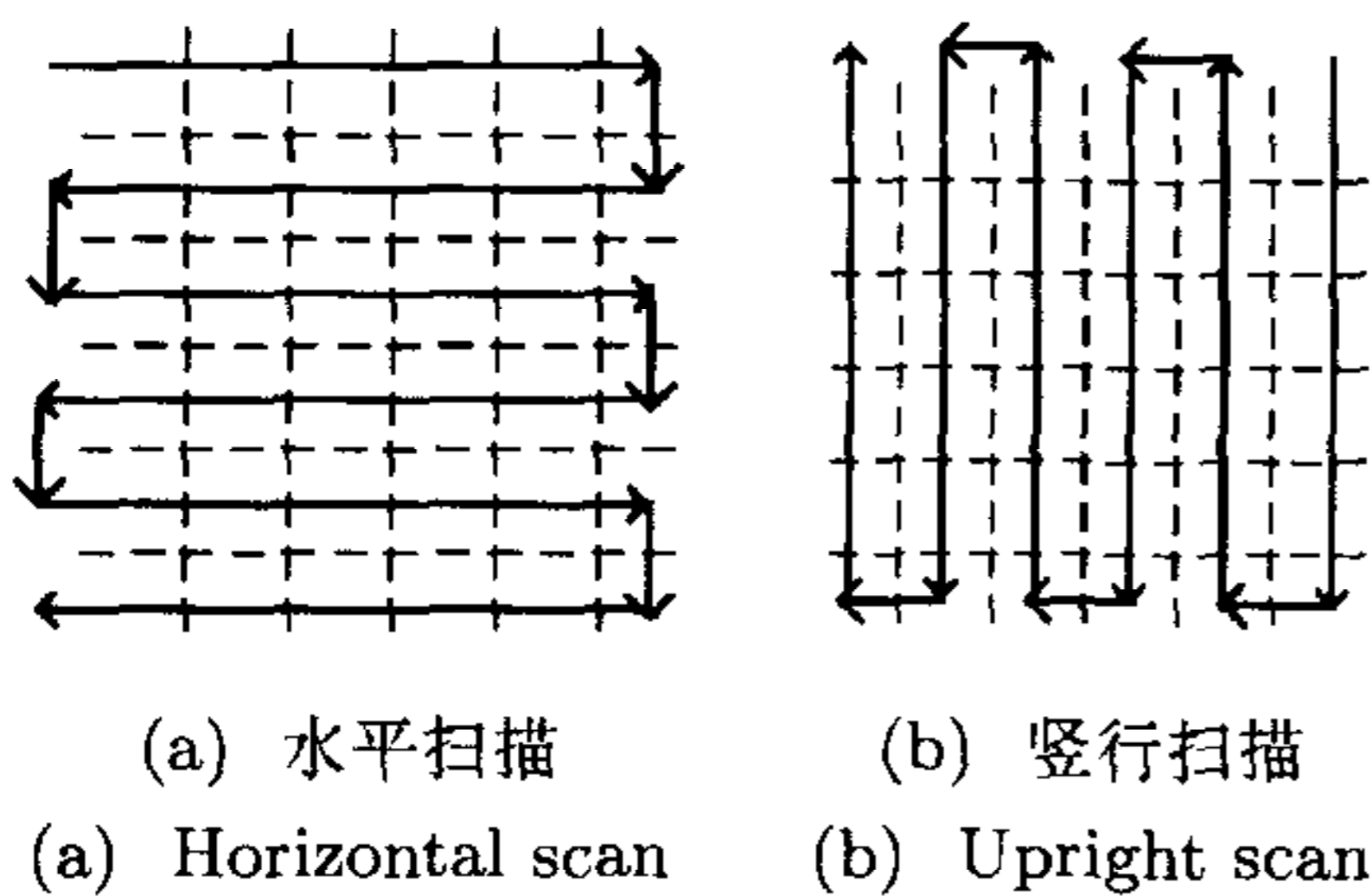
为求 HNN(3) 的平衡点, 单处理器上可用伪并行数值积分来模拟该 HNN, 但效率较低. 下面给出两种方法来求 HNN(3) 的平衡点方程

$$[AE - G(T)]x_e = U \tag{5}$$

具有较高的效率.

**方法 1.** 稀疏矩阵法, 由于式 (5) 的系数矩阵具有稀疏性, 非 0 元数小于  $(2d + 1)N$ , 可直接用稀疏矩阵<sup>[9]</sup> 求平衡点, 计算复杂度为  $O(N)$ , 适于已知环境下路径规划.

**方法 2.** 多顺序 Gauss-Seidel 迭代法 (MSGSIM), 迭代法可利用上一时刻势场来加速新势场求解, 适于在线应用. Gauss-Seidel 法<sup>[9]</sup> 是求解方程组的一种有效迭代方法, 文献 [6] 用其求解调和函数势场, 但文献 [6] 中每次迭代顺序都是固定的, 不利于势场沿多个方向进行传播, 形成路径较慢. 图 3 中给出水平扫描和竖行扫描两种迭代顺序, 这两种顺序具有互补性, 通过交替采用这两种顺序对 HNN 进行 Gauss-Seidel 迭代模拟, 能较好地使势场沿不同方向传播, 加快路径形成. 200 次随机地图仿真表明 MSGSIM 比单一顺序 Gauss-Seidel 迭代的路径规划平均快 10 倍以上.



(a) 水平扫描 (a) Horizontal scan (b) 竖行扫描 (b) Upright scan

图 3 两种扫描顺序

Fig. 3 Two scan sequences

以水平扫描的 Gauss-Seidel 法对式 (5) 迭代为例. 按图 3(a) 中节点被扫描到的先后顺序对节点重新排列, 可得新向量  $\tilde{\mathbf{x}}$ , 并以此顺序进行迭代模拟. 对节点  $i$  的第  $k$  次迭代模拟中, 用到标号分别比  $i$  小和大的两类节点的状态, 对于标号小于  $i$  的节点将直接用其最新更新后得到的状态, 而对于标号大于  $i$  的节点仍采用其原有状态, 有

$$\tilde{\mathbf{x}}(k+1) = D_i(k)g\left(\sum_{j < i, j \in N E_i} \omega_{ij} \tilde{\mathbf{x}}_j(k+1) + \sum_{j > i, j \in N E_i} \omega_{ij} \tilde{\mathbf{x}}_j(k)\right)/A + U(i)/A \quad (6)$$

当以图 3(b) 中竖行扫描的 Gauss-Seidel 法对式 (5) 迭代时, 只要将对节点的扫描顺序重新排列即可.

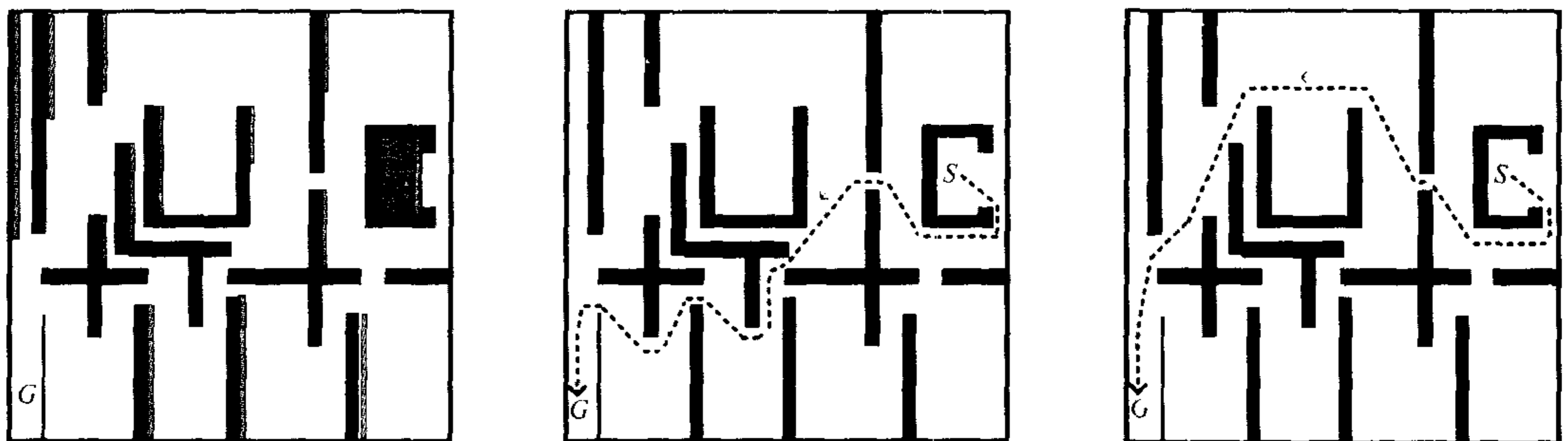
式 (6) 的迭代收敛性由方程组 (5) 系数矩阵  $[AE - G(T)]$  的强对角占优性保证<sup>[9]</sup>.

## 4 仿真与实验

仿真假设: 1) 机器人感知半径为 10 个单元格; 2) 进行 MSGSIM 直到搜索出最快上升路径, 并沿该路径运动, 当发现新障碍物后重新进行 MSGSIM. 仿真和实验都用 PioneerII 机器人进行, CPU 主频 266M, Linux 操作系统, 对  $100 \times 100$  和  $500 \times 500$  栅格对应的 HNN 每秒分别能做 650 次和 20 次以上 MSGSIM. 仿真中不做声明时均采用  $A = 10, m = 1, ks = 5, D_{safe} = 5, I = 100$ .

### 4.1 多顺序 Gauss-Seidel 迭代的快速性

对  $500 \times 500$  解析度栅格地图, MSGSIM 能快速地规划出安全路径. 设初始环境已知, 如图 4(a) 中黑色部分所示. 第一次迭代计算后, 图 4(a) 中多数节点都已经被扩展到, 只有阴影部分相应的节点没有被扩展到; 第二次迭代后, 所有节点都被扩展到, 并形成图 4(b) 中长度 133 的最快上升路径, 距离障碍物较远, 有利于机器人的安全. 增大  $ks = 10$  时, 仍然经过两次迭代, 得到图 4(c) 中长度 145 的新路径, 该路径更加安全. 这两次路径规划 CPU 耗时都小于 0.10s.



(a) 第一次 MSGSIM 没有扩展到阴影部份节点

(a) Not expanded shadows nodes in the first MSGSIM

(b) 第二次 MSGSIM 得到从 S 到 G 的安全路径

(b) Safe path from S to G after the second MSGSIM

(c) 增大 Dsafe 后的更安全的路径

(c) Safer path with increased Dsafe

图 4 已知环境下的安全路径规划

Fig. 4 Safe path planning in known environment

相比之下, 用固定顺序 Gauss-Seidel 迭代, 需迭代 30 次才能得到相同的安全路径, 表明 MSGSIM 能更快地传播数值势场并形成安全路径.

## 4.2 未知环境下在线路径规划仿真

仿真环境为  $100 \times 100$  解析度栅格地图, 机器人初始对环境完全未知. 如图 5(a), 在第一次从  $S$  到  $G$  的过程中, 机器人希望沿直线运动到  $G$ , 但不断为新发现的障碍物所阻挡, 并修改路径,  $T = 283$  时到达  $G$ . 图 5(b) 为从  $G$  返回  $S$  的过程, 根据已有的障碍物信息, 由于环境下方障碍物较多, 机器人希望从环境上部向  $S$  运动, 但不断为新发现的障碍物阻挡,  $T = 312$  时到达  $S$ . 如图 5(c) 根据前两次规划所获取信息, 机器人第二次从  $S$  向  $G$  运动,  $T = 133$  时到达  $G$ .

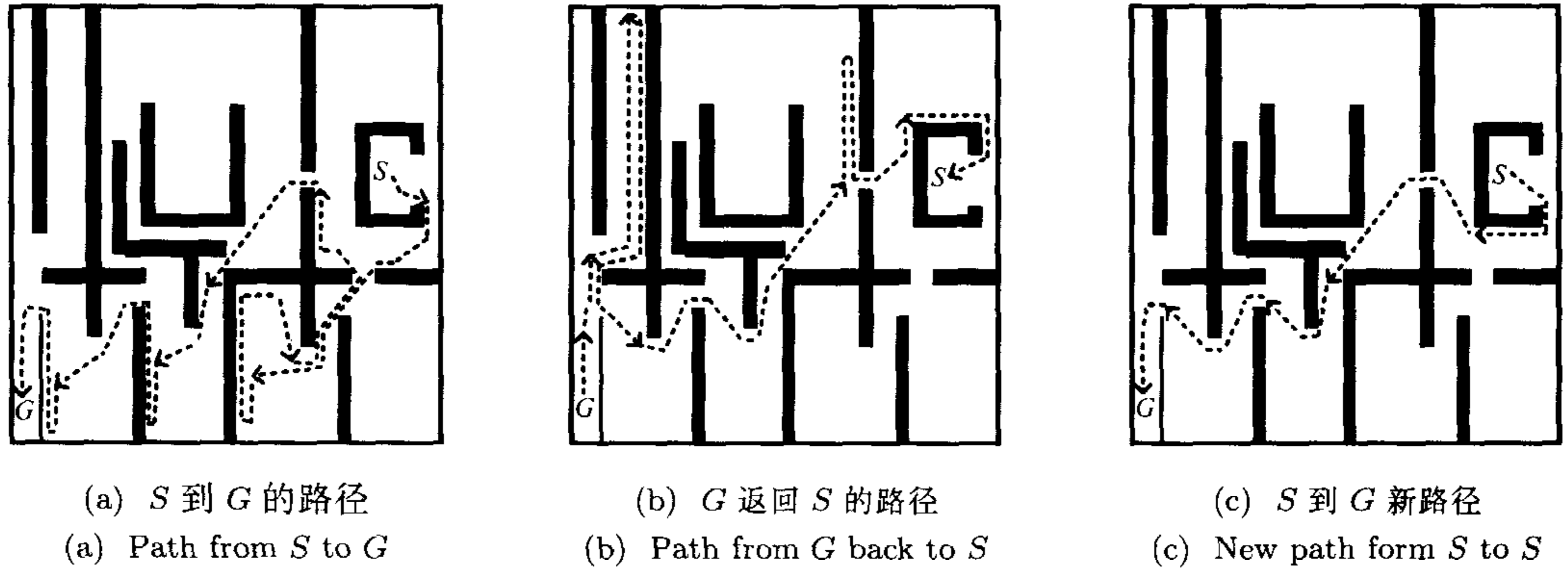


图 5 初始环境未知的在线路径规划

Fig. 5 Online path planning in initially unknown environment

## 4.3 未知环境下在线路径规划实验

Pioneer II 移动机器人安装有 16 个超声测距传感器, 机器人的前进速度和所探测到的前方障碍物距离成反比, 最大前进速度设置为  $250\text{mm/s}$ . 为了减小噪声影响, 将超声波测距传感器有效测距范围限制为  $1.5\text{m}$ , 且每个超声波测距传感器每  $0.3\text{s}$  被激发一次进行测距, 采用柱状图法<sup>[10]</sup> 确定所感知到的栅格是否有障碍物: 每个栅格都有一个置信值, 当超声波测距传感器任意时刻探测到该栅格时, 如果本次探测中该栅格是障碍物, 则对其置信值加 3; 反之减 5, 并约束置信值在区间  $[0, 15]$  上. 本文将置信值大于 6 的栅格当作有障碍物; 反之认为该栅格没有被障碍物占据.

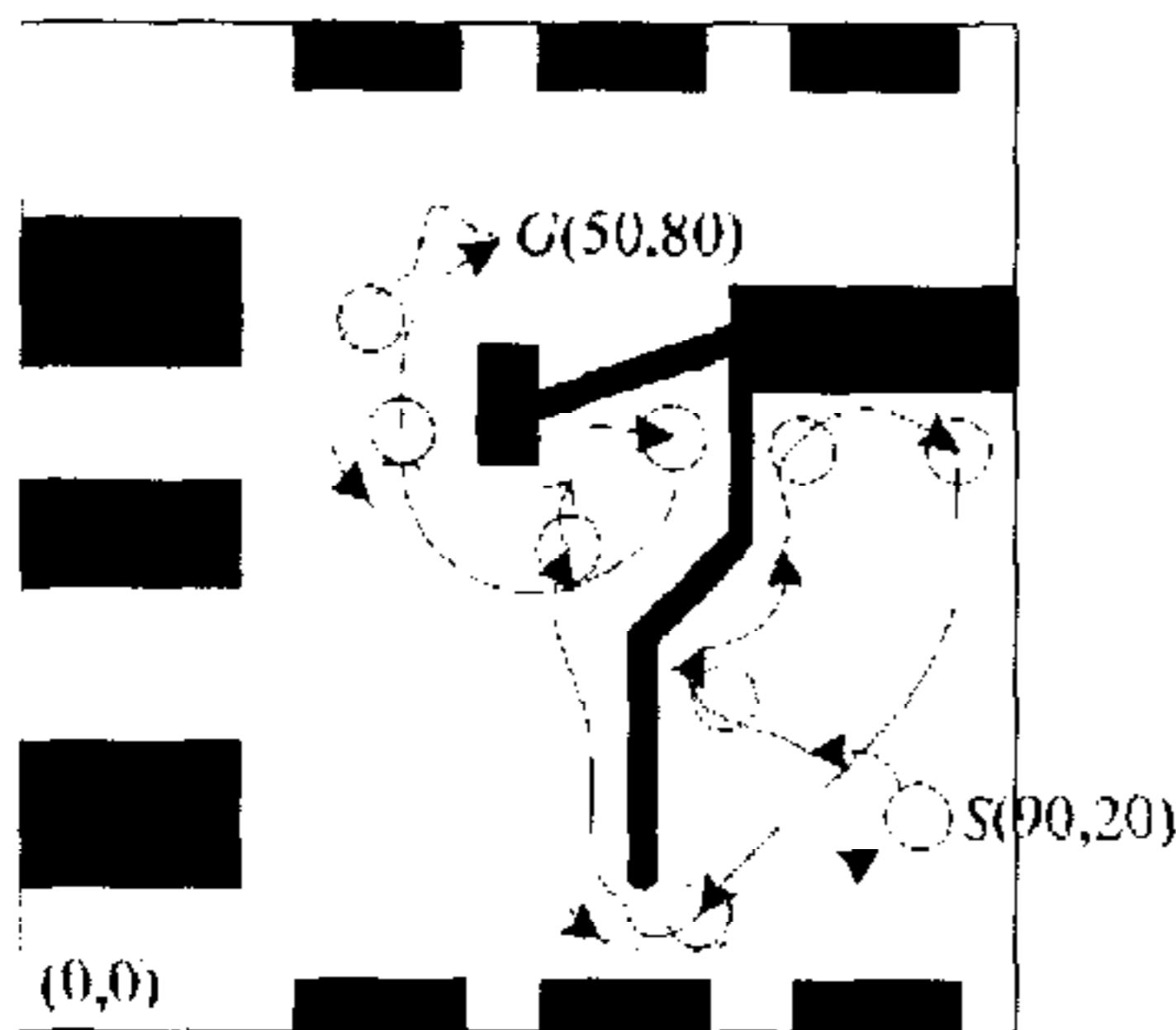


图 6 未知环境下实验

Fig. 6 Experiment in unknown environment

实验环境划分为  $100 \times 100$  的  $10\text{cm} \times 10\text{cm}$  栅格, 映射为  $100 \times 100$  的 HNN. 机器人初始时刻没有环境中障碍物信息, 需从  $S$  运动到  $G$ , 并返回  $S$ . 每探测到新的障碍物后, 先对该障碍物周围安全距离  $D_{\text{safe}}$  范围内的栅格更新权值, 再进行多顺序 Gauss-Seidel 迭代, 并搜索出最快上升路径. 机器人进行路径跟随, 直到发现新障碍物, 再进行重规划.

机器人的轨迹如图 6 所示. 由于初始缺乏障碍物信息, 机器人进行了较多的探测, 从  $S$  到  $G$  共耗费  $85\text{s}$ ; 从  $G$  返回  $S$  的时, 对障碍物信息有较多了解, 仅用  $30\text{s}$  返回到  $S$ . 实验中机器人始终相对障碍物保持合适的安全距离, 没有发生碰撞, 轨迹比较平滑.

## 5 结束语

本文用一种 HNN 进行安全路径规划, 分析了权值设计和势场关系, 使规划出来的路径兼顾“过近”或“过远”两种因素; 证明了该 HNN 所形成的数值势场对任意形状环境具有完整性; 讨论了在单处理器上对该 HNN 有效的求解方法, 通过多顺序 Gauss-Seidel 迭代法来加速 HNN 中数值势场的传播, 能快速地进行路径规划.

## References

- 1 Latombe J C. Robot motion planning. Holland: Kluwer Academic Publishers, 1991, 1~50
- 2 Kathib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. *International Journal of Robot Research*, 1986, **5**(1) 90~98
- 3 Glasius R, Komoda A. neural network dynamics for path planning and obstacle avoidance. *Neural Networks*, 1995, **8**(1): 125~133
- 4 Yang S X, Max M. An efficient neural network method for real-time motion planning with safety consideration. *Robotics and Autonomous Systems*, 2000, **32**(1): 115~128
- 5 Yang S X, Max M. Neural network approaches to dynamic collision-free trajectory generation. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Part B*, 2001, **31**(3): 302~318
- 6 Connolly C I. On the application of harmonic functions to robotics. *Journal of Robotic Systems*, 1993, **10**(1): 931~946
- 7 Liao Xiao-Xin. Theory and Application of Stability for Dynamical Systems. Beijing: National Defense Industry Press, 2000. 9~10(in Chinese)
- 8 Shih F Y, Liu J J. Size-invariant four-scan Euclidean distance transformation. *Pattern Recognition*, 1998, **31**(11): 1761~1766
- 9 Li Qing-Yang. Principles of Numerical Computation. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. 171~181, 201~204(in Chinese)
- 10 Borenstein J, Koren Y. The vector field Histogramfast obstacle avoidance for mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1991, **7**(3): 278~288

**樊长虹** 上海交通大学自动化研究所博士研究生, 主要研究方向为智能移动机器人.

(**FAN Chang-Hong** Ph.D candidate in Institute of Automation, Shanghai Jiao Tong University. His main research interest include intelligent mobile robot.)

**陈卫东** 上海交通大学自动化研究所副教授, 主要研究方向为智能移动机器人.

(**CHEN Wei-Dong** Associate professor in Institute of Automation, Shanghai Jiao Tong University. His main research interest include intelligent mobile robot.)

**席裕庚** 上海交通大学自动化研究所教授, 主要研究方向为预测控制与机器人控制.

(**XI Yu-Geng** Professor in Institute of Automation, Shanghai Jiao Tong University. His research interests include predictive control theory and robot control.)