

自动驾驶路径规划中的实用搜索技术

德米特里 (Dmitri Dolgov) 塞巴斯蒂安·特伦
人工智能与机器人集团 计算机科学系
丰田研究所 斯坦福大学
密歇根州安阿伯市48105 斯坦福, CA 94305
ddolgov@ai.stanford.edu thrun@ai.stanford.edu

迈克尔·蒙特默罗
计算机科学系
斯坦福大学
斯坦福, CA 94305
mmde@ai.stanford.edu

詹姆斯·迪贝尔
计算机科学系
斯坦福大学
斯坦福, CA 94305
diebel@stanford.edu

抽象

我们描述了一种实用的路径规划算法，
为在
未知环境，在线检测到障碍物
通过机器人的传感器。这项工作的动机是
在2007年DARPA城市挑战赛中得到了围棋验证，
在这种情况下，机器人车辆必须自动驾驶公园-
很多。我们的方法有两个主要步骤。第一步使用
众所周知的A *搜索算法的一种变体，应用于
车辆的3D运动状态空间，但具有
固定状态更新规则，可捕获
车辆在A *的离散节点中（因此保证运动
路径的可行性）。然后第二步改进
通过数值非线性优化解决方案的质量
定位，从而导致局部（通常是全局）最优。的
本文描述的路径规划算法已被
位于Urban Chal的斯坦福车队机器人Junior
朗格。Junior在复杂环境中表现完美
一般路径规划任务，例如导航停车场
并在阻塞的道路上执行掉头，通常是
循环重新规划时间为50-300ms。

简介及相关工作

我们解决了自治区路径规划的问题
车辆在未知环境中运行。我们作为
假设机器人具有足够的感应和定位能力
能力，并且必须逐步进行在线计划，同时逐步建立-
绘制障碍物地图。这种情况部分是出于动机
DARPA城市挑战赛，其中车辆必须
自由浏览停车场。路径规划算法
以下所述由斯坦福车队的
机器人，“城市挑战赛”青年（DARPA 2007）。 -
nior（图1）在计算机中表现出完美的性能
复杂的一般路径规划任务-许多涉及驾驶
相反，例如导航停车场，执行U-
转弯，并处理与
在mod-上，典型的全周期重新计划时间为50-300ms
ern PC。

开发实用路径的主要挑战之一
自由导航区的计划者来自以下事实：

图1：少年，我们参加DARPA城市挑战赛的参赛者，
用于所有实验。少年配备了一些
常规的LIDAR和RADAR单位，以及高精度惯性
测量系统。

路径规划（Ersson和Hu 2001； Koenig和Likhachev
2002年； Ferguson和Stentz 2005； 纳什等。2007）
离散状态空间的快速算法，但是这些算法
倾向于产生不平滑且不会产生
完全满足车辆的非完整性要求。
一种保证运动学可行性的替代方法-
ity是连续坐标中的正向搜索，例如，使用
快速探索随机树（RRT）（Kavraki et al. 1996；
拉瓦尔（LaValle）1998； Plaku, Kavraki和Vardi 2007）。钥匙
使此类连续搜索算法实用
在线实施在于有效的指导启发式。
另一种方法是直接制定路径规划
空间中作为非线性优化问题的问题
控制或参数化曲线（Cremean等，2006），但
在实践中保证此类程序的快速收敛
由于局部极小而很难。

所有机器人控制的空间（因此也就是轨迹）都是微弱，导致复杂的连续变量优化-tion景观。有关搜索算法的先前工作很多

美国人工智能协会2008年版权所有，
gence（www.aaai.org）。版权所有。

图2：搜索算法的图形比较。剩下：
A *将费用与单元格中心和仅拜访相关联
与网格单元中心相对应的状态。中心：场
D *（Ferguson和Stentz 2005）和Theta *（Nash等。
2007）将成本与单元格角相关联，并允许任意
单元之间的线性路径。右：混合A *员工
每个单元的连续状态，单元的分值为
其关联的连续状态的成本。

通常会产生一个位于邻域中的轨迹
全局最优的引擎盖。第二步使用共轭
梯度（CG）下降以局部改善质量
解决方案，产生至少局部最优的路径，但是
通常也会达到全局最优。

另一个实际挑战是成本函数的设计
路径上产生所需的驾驶行为。的
困难源于我们想要获得的事实
长度接近最佳但同时的路径
光滑，与障碍物保持舒适距离。一种
惩罚接近障碍物的常见方法是使用
一个潜在的领域（Andrews and Hogan 1983; Khatib 1986;
帕夫洛夫和沃罗宁1984；宫崎骏和有本（1985）。
但是，正如许多研究人员所观察到的（Tilove
1990年；Koren and Borenstein（1991），缺点之一
的潜在领域是，它们在
狭窄的通道，从而使这些通道有效
不可穿越的 为了解决这个问题，我们引入了
势能根据
工作区，可在狭窄通道中精确导航
同时也有效地推动机器人远离障碍物
在更广阔的开放区域。

混合状态A *搜索

我们方法的第一阶段使用并的变体，
应用于3D运动状态空间的已知A *算法
车辆，但具有修改后的状态更新规则，
在的离散搜索节点中获取连续状态数据
一种*。与传统的A *一样，搜索空间（x，y，θ）
是离散的，但与传统的A *不同，后者仅允许
访问单元的中心，我们的混合状态A *与
每个网格单元都有车辆的连续3D状态，如下图所示-
在图2中进行了处理。

如上所述，我们无法保证混合状态A *

我们的算法基于已讨论的现有工作
以上，由两个主要阶段组成。第一步使用
在连续坐标中进行启发式搜索，以确保
计算轨迹的运动学可行性。虽然缺乏-
在实践中首先要确保理论上的最优性

梯度下降以局部改善路径，如所述
下面）。

混合态A *的主要优势体现出来
在狭小的空间中进行操作，其中离散误差
变得至关重要。

我们的算法计划前进和后退运动，
反向行驶以及切换di-
运动的动作。

启发式算法我们的搜索算法由两种启发式算法指导，
如图3所示。这些启发式方法不依赖于任何
混合态A *的性质，也适用于其他
搜索方法（例如，离散A *）。

第一种启发式方法，我们称之为“非完整的”
没有障碍”——忽略障碍，但采取行动-
计算汽车的非完整特性。为了计算
我们假设目标状态为（x_g，y_g，θ_g）=（0，0，0）并且com-
从每个点（x，y，θ）到目标的最短路径
假设目标是一些离散的目标邻域，
完全没有障碍。显然，这笔费用是一笔不小的费用-
合理的启发式。然后，我们使用最多的非完整
无障碍成本和2D欧式距离
启发式。这种启发式的效果是它会修剪搜索
用错误的标题接近目标的分支。
请注意，因为这种启发式方法并不取决于运行-
时间传感器信息，它可以完全预先计算-
fline，然后简单地平移并旋转以匹配当前
租金目标。在实际驾驶场景下的实验中，
启发式提供了接近数量级的改进-
节点数量扩展了
病房2D欧氏距离成本。

第二个启发式方法是第一个启发式的对偶，因为它忽略了
汽车的非完整特性，但使用障碍物
映射以通过执行以下操作来计算距目标的最短距离：
2D动态编程。这种启发的好处-
事实是，它发现了所有U型障碍物和死角
以2D模式显示，然后引导更昂贵的3D搜索
从这些领域。

两种启发式在数学上均可接受A *
意义上，因此可以使用两者中的最大值。
分析扩展上述正向搜索
使用离散的控制动作（转向）空间。这个
表示搜索将永远不会达到确切的连续-
协调目标状态（精度取决于分辨率
在A *中的网格数）。为了解决这个精度问题，并
进一步提高搜索速度，我们通过
里德-谢普模型（Reeds
和谢普（1990）。在上述搜索中，
通过模拟运动模型来扩展树
汽车-使用特定的控制动作-持续一小段时间
时间（对应于网格的分辨率）。

除了以这种方式产生的孩子，对于一些

由于它的合并，从而找到了成本最低的解决方案
占据相同单元格中的连续坐标状态
离散空间。但是，可以保证生成的路径
可以驱动（而不是像
如果是标准A*）。另外，实际上，混合A*
解决方案通常位于全局优化的附近
妈妈，让我们经常达到全局最优
通过我们算法的第二阶段（使用

节点，则通过计算op-
从当前状态到目标的最佳里德-谢普路径
（假设无障碍环境）。芦苇和
然后检查Shepp路径是否与当前路径碰撞
租用障碍物地图，并且仅将子节点添加到

我们使用160x160的网格，在xy和5°下的分辨率为1m
角分辨率。

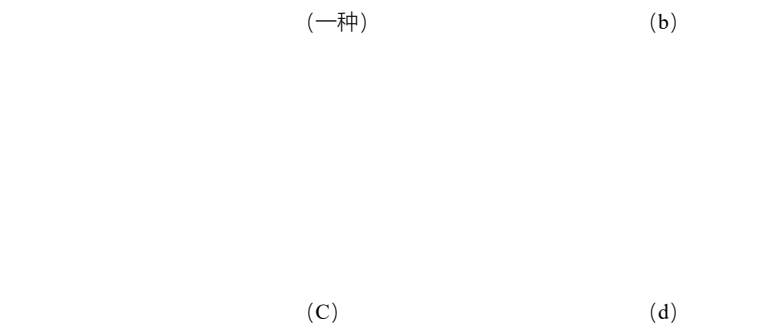


图3：A*启发式。二维欧氏距离扩大
21、515个节点（a）。非完整无障碍
启发式是一项重大改进：扩展了1,465
（b）中的节点，但可能导致对死点的浪费性探索，
结束于更复杂的设置：（c）中的68、730个节点。这个
通过将后者与
完整障碍物启发式：（d）中的10、588个节点。

如果路径无冲突，则为树。为了计算
儿子，不希望应用Reed-Shepp展开
到每个节点（尤其是远离目标的地方，
路径可能会遇到障碍）。在我们的工具中
，我们使用了一个简单的选择规则，即Reed-Shepp
扩展应用于每N个节点之一，其中N个
根据目标总成本启发式方法（
随着我们越来越接近分析扩展
目标）。
带有Reed-Shepp展开的搜索树显示在
图4.由短增量生成的搜索树-
节点的全部展开以黄绿色显示
范围，而Reed-Shepp展开显示为sin-
gle紫色线通往目标。我们发现这是
搜索树的分解扩展可带来重大收益
在准确性和计划时间上。

使用Voronoi字段的路径成本函数
我们使用以下潜在字段，我们将其称为

图4：解析的Reed-Shepp展开。搜索-
对应于短增量扩展的树枝
显示为黄绿色范围，而Reed-
Shepp路径是通往目标的紫色部分。



图5：（a）模拟停车场中的Voronoi场。（b）
相应的Voronoi图。（c）标准电位器—
在狭窄通道中具有高电位区域的空间场。

且 $\alpha > 0$ ， $d_o > 0$ 分别是
控制衰减率和最大有效范围
领域。在（1）中的表达为 $d_o \leq d_{\max}$ ；除此以外，
 $\rho_v(X, Y) = 0$ 。
该电势具有以下特性：i) 为零
当 $d_o \geq d_{\max}$ ；ii) $\rho_v(X, Y) \in [0, 1]$ 并且是连续的
在 (x, y) 上，因为我们不能同时拥有 $d_o = d_v = 0$ ；iii) 仅在障碍物内达到最大值。iv)
仅在GVD的边缘达到其最小值。
Voronoi领域相对于常规会议的主要优势-
潜在势场是事实，场值是按比例缩放的
与总的导航通行许可成比例。

Voronoi字段，定义路径长度之间的权衡并靠近障碍物。Voronoi字段定义为如下：

$$\rho_v(X, Y) = \frac{\alpha}{\alpha + d_o(x, y)} \frac{d_v(x, y)}{d_o(x, y) + d_v(x, y)} \frac{(d_o - d_{\text{最大}})^2}{(d_{\text{最大}})^2} \quad (1)$$

d_o 和 d_v 是到最近障碍物的距离以及广义Voronoi图（GVD）的边缘，

结果，即使狭窄的开口仍然可以通行，标准电位场并非总是如此。

图5说明了此属性。图5a显示了2D Voronoi场的投影，图5b给出了响应的广义Voronoi图。请注意，彼此靠近的障碍物之间的行通道没有被潜力所阻挡，总会有一个连续 ρ_v =它们之间0的路径。比较一下初治势场 $\rho(X, Y) = \alpha (\alpha + d_o(X, Y))^{-1}$ 所示图5c，在狭窄的通道中具有高电势区域

图6：Voronoi场和Junior驾驶的轨迹一个真正的停车场。

障碍之间的圣人。

图6显示了Voronoi场和驱动轨迹一个真正的停车场。

请注意，使用Voronoi图和 ρ_v 长期以来一直在机器人领域提出潜在领域运动计划。例如，Voronoi图可以是用于导出自由空间的骨架（Choset和Burdick 2000）。但是，沿着Voronoi航行非完整汽车无法显示该图。

导航功能（Koditschek 1987; Rimon and Koditschek 1992）和拉普拉斯电势（Connolly, Burns, 和Weiss 1990）也与我们位于美国的Voronoi油田相似他们构建了没有局部最小值的潜在函数用于全球导航。我们不会将Voronoi字段用于全球导航。但是，我们注意到对于工作区遇到凸面障碍时，可以扩大Voronoi场具有全球吸引力的潜力，产生了一个没有局部最小值，因此适合全局导航。

局部优化和平滑

混合状态A*产生的路径通常仍然是最佳，值得进一步改进。根据经验，我们发现这样的路径是可驾驶的，但可以包含“需要不必要转向的耳道。我们在那里

图7：复杂的Hybrid-A*和CG路径机动，包括倒入停车位。混合状态A路径（红色）和共轭梯度溶液（蓝色）。

功能是：

$$W \wedge \sum_{i=1}^n \rho_v(X_i, Y_i) + \sum_{i=1}^n \sigma_o(|X_i - O| - d_{\text{最大}}) + W \wedge \sum_{i=1}^{N-1} \sigma_\kappa \left(\frac{(\Delta \varphi_i)}{|\Delta x_i|} - \kappa_{\text{最大}} \right) + W_{\text{小号}} \sum_{i=1}^{N-1} (\Delta x_{i+1} - \Delta x_i)^2,$$

其中 ρ_v 是维诺字段; $\kappa_{\text{最大}}$ 是最大AL-路径曲率低（由转弯半径定义）汽车），和 σ_o 和 σ_κ 是惩罚函数（empiri-老茧，我们发现简单的二次惩罚效果很好）；瓦特 ρ ，瓦特 σ ，瓦特 κ ， $W_{\text{小号}}$ 是权重。

成本函数的第一项有效地指导了机器人在狭窄和宽阔的地方都远离障碍物圣人。第二项惩罚与障碍物的碰撞。第三项上限为的瞬时曲率每个节点的轨迹并强制执行非完整车辆的约束。第四项是对路径的平滑度。

计算上述成本函数的梯度如下所述以简单的方式。为了维诺场来看，我们必须当 $d_o \leq d_{\text{最大}}$ 时：

$$\frac{\partial \rho_v}{\partial x} = \frac{\partial \rho_v}{\partial d_o} \frac{\partial d_o}{\partial x} + \frac{\partial \rho_v}{\partial d_v} \frac{\partial d_v}{\partial x},$$

通过应用以下方式对混合状态A *解决方案进行后处理
以下两步优化过程。在第一
阶段，我们制定了一个非线性优化程序
路径顶点的坐标，可改善
溶液的长度和光滑度。第二阶段
使用另一个迭代器执行非参数插值
高分辨率路径位移的共轭梯度法
玻璃化。

给定一个顶点序列 $x_i = (x_i, y_i)$ ， $i \in [1, N]$ ，
我们定义了几个量： o_i ，障碍物的位置
最近顶点； $\Delta X_{我} = X_{我} - X_{i-1}$ ，位移
顶点矢量 $\Delta \varphi_i = \left| \arctan \frac{\Delta y_{i+1}}{\Delta x_{i+1}} - \arctan \frac{\Delta y_i}{\Delta x_i} \right|$ ，
顶点切线角的变化。目标

$$\begin{aligned} \frac{\partial d_o}{\partial x_{我}} &= \frac{x_i - o_i}{|x_i - o_i|} \\ \frac{\partial d_v}{\partial x_{我}} &= \frac{x_i - v_i}{|x_i - v_i|} \\ \frac{\partial \rho_v}{\partial d_o} &= \frac{\alpha}{\alpha + d_o} \frac{(d_o - d_{\text{最大值}})^2}{(d_{\text{最大}})^2} \frac{d_o}{(d_o + d_v)^2} \\ \frac{\partial \rho_v}{\partial d_o} &= \frac{\alpha}{\alpha + d_o} \frac{d_v}{d_o + d_v} \frac{(d_o - d_{\text{最大值}})}{(d_{\text{最大}})^2} \\ &\quad \left[- \frac{(d_o - d_{\text{max}_o})}{\alpha + d_o} - \frac{d_o - d_{\text{最大值}}}{d_o + d_v} + 2 \right] \end{aligned}$$

引入以下归一化正交补全
内容：

$$p_1 = \frac{X_{我} \perp (-x_{i+1})}{|x_i| |x_{i+1}|} ; \quad p_2 = \frac{(-x_{i+1}) \perp x_i}{|x_i| |x_{i+1}|} \quad (4)$$

然后我们可以将导数表示为：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \cos(\Delta \varphi_i)}{\partial x_{我}} &= -p_1 \cdot p_2 ; \\ \frac{\partial \cos(\Delta \varphi_i)}{\partial x_{i-1}} &= p_2 ; \quad \frac{\partial \cos(\Delta \varphi_i)}{\partial x_{i+1}} = p_1 . \end{aligned} \quad (5)$$

图7显示了第二次优化的效果，以及
平滑步骤：红线是A *解，蓝线
line是通过CG优化获得的路径。
使用上述CG平滑，我们得到
路径比A *解决方案平滑得多，但是
仍然是分段线性的，
顶点（在我们的实现中约为0.5m–1m）。这个可以
导致物理车辆突然转向。因此，
我们使用
CG解决方案的顶点。多参数插值
技术对输入和交流噪声非常敏感
消除输出中的任何此类噪声（例如，三次样条可以
导致输出作为输入的任意大的振荡
顶点彼此靠近）。

因此，我们使用非参数插值
通过添加新顶点并使用CG对路径进行超级采样
保持原件的同时最小化路径的曲率
顶点固定。在图-中插入路径的结果
图8b中示出了图8a。

结果

图9描绘了Junior驾驶的几条轨迹
DARPA城市挑战赛。图9a–c显示了掉了
道路阻塞，图9d显示了涉及导航的任务
在停车场。

解决更复杂的迷宫般环境的解决方案
在仿真中计算的结果如图10所示。
显示机器人正在重新计划，因为它逐渐检测到障碍物
在图10的场景中隐藏并构建障碍物图

(一种) (b)

图8：CG路径的插值。输入路径是
如（a）所示，插值结果如（b）所示。
前后轴的计划路径为
如图所示。

其中， $v_{我}$ 是上的点的坐标的二维矢量
广义Voronoi图（GVD）的边缘
最近顶点*i*。我们计算最近的障碍物*o_i*和
最近GVD边缘点*V_我*通过维持kd树
所有障碍点和GVD边缘点，并更新
共轭每次迭代时顶点的最近邻居
梯度。

对于碰撞处罚与二次 σ_o ，我们如果有
 $|x_i - o_i| \leq d_{\text{max}}$ ：

$$\frac{\partial \sigma_o}{\partial x_{我}} = 2 \cdot (|x_i - o_i| - d_{\text{max}}) \cdot \frac{x_i - o_i}{|x_i - o_i|} .$$

对于顶点*i*处的最大曲率项，我们必须
关于以下三个方面取导数
影响点*i*处的曲率：*i*–1，*i*和*i*+1。为此
计算中，节点*i*的切向角的变化为
最好表示为

$$\Delta \varphi_i = \cos^{-1} \frac{\Delta x_T \cdot x_{i+1}}{|\Delta x_i| |\Delta x_{i+1}|} \quad (2)$$

和的曲率 $\kappa_{生物我} = \Delta \varphi_{我} / |\Delta X_{我}|$ 与
那么关于这三个节点的坐标是：

$$\frac{\partial \kappa_{我}}{\partial x_{我}} = \frac{1}{|\Delta X_{我}|} \left(\frac{\partial \Delta \varphi_i}{\partial x_{我}} + \frac{\partial \cos(\Delta \varphi_i)}{\partial x_{我}} \Delta \varphi_i + \frac{\partial \Delta x_{我}}{\partial x_{我}} \right)$$

$$\frac{\partial \kappa_i}{\partial \Delta \varphi_i} = \frac{1}{|\Delta x_i|} \frac{\partial \cos(\Delta \varphi_i)}{\partial \Delta \varphi_i} = \frac{-\sin(\Delta \varphi_i)}{|\Delta x_i|}$$

哪里

$$\frac{\partial \Delta \varphi_i}{\partial \cos(\Delta \varphi_i)} = \frac{1}{\cos(\Delta \varphi_i)} = \sec(\Delta \varphi_i)$$

$\cos(\Delta \varphi_i)$ 相对于坐标的导数

用orthog-最容易表达三个顶点中的一个补体：

$$\mathbf{a} \perp \mathbf{b} = \mathbf{a} \times \mathbf{b} = |\mathbf{a}| |\mathbf{b}| \sin(\theta)$$
 (3)

可从http://ai.stanford.edu/ddolgov/gpp_maze.avi获得。

我们为计划者使用了以下参数：

障碍图尺寸为160m×160m，分辨率为0.15cm
tion; A *使用尺寸为160m×160m×360°且网格为0.5m 的网格
航向θ的xy分辨率和s分辨率。典型
涉及Hy-
brid A *搜索，CG平滑和插值功能已启用
50–300ms的量级。

致谢

我们要感谢Dirk Haehnel，Jesse Levinson和
斯坦福赛车队的其他成员的帮助
在车辆上实施和测试我们的路径规划器
cle。我们还要感谢迈克尔·詹姆斯和迈克尔
与该工作相关的有用讨论的样本。

(一种) (b) (C)

图9：在DARPA城市挑战赛中，由我们的计划者生成并由Junior推动的轨迹示例（图1）。
(a) 及 (b) 显示在阻塞道路上掉头； (c) 显示停车任务。

图10：所示路径是在仿真中生成的。
请注意，在所有情况下，机器人都必须重新计划以应对
通过其传感器检测到的障碍物（通过模拟
平面测距仪）；这说明了
弹道。有关此规划问题的视频，请访问：
http://robot.cc/gpp_maze.avi

Ferguson, D.和Stentz, A.2005. Field*: 插值-
基于路径规划器和重新规划器。在国际会议论文集。症状-
机器人研究 (ISRR)。

卡夫拉基 (L. Svestka, P.; Latombe, J.-C.; and Overmars, M., 1996年。
高维路径规划的概率路线图
配置空间。IEEE关于机器人技术和Au的交易
Tomation 12 (4)。

Khatib, O., 1986年。机械手的实时避障
和移动机器人。国际机器人研究杂志。
5 (1) : 90-98。

Koditschek, 德国, 1987年。
潜在功能：一些拓扑注意事项。在IEEE中
诠释 Conf. 关于机器人技术和自动化。

Koenig, S.和Likhachev, M.2002。改进的快速重新计划
用于在未知地形中进行机器人导航。在IEEE Int. Conf. 上
机器人与自动化 (ICRA)。

Koren, Y.和Borenstein, J.1991。电位场方法和
它们对于移动机器人导航的固有局限性。在ICRA中。

LaValle, S.1998。快速探索随机树：一种新工具
用于路径规划。

宫崎骏 (F.Miyazaki) 和S.Arimoto, 1985年。机器人的感官反馈
机械手。机器人系统杂志2 (1) : 53–71。

参考文献

Andrews J.和Hogan N. 1983年。阻抗控制作为框架-在机械手中实现避障的工作。Con-制造流程和机器人系统的控制手册243–251。

Choset, H.和Burdick, J.2000。基于传感器的探索：分层广义voronoi图。国际日报机器人研究专业19。

Connolly, C. ; 伯恩斯J. 和Weiss, R.1990。路径规划使用拉普拉斯方程。在IEEE国际机器人技术会议上和自动化 (ICRA) , 2102–2106。

克里米亚, LB; TB, 富特; Jill Gillula; GH, Hines; 柯甘, D. 吉隆坡克里希鲍姆; JC羔羊; 莱布斯, J. Lindzey, L. ; CE Rasmussen; 公元斯图尔特; JW Burdick; 还有默里RM2006。爱丽丝：一种信息丰富的自动驾驶汽车，用于高速沙漠导航。现场机器人学报。

DARPA。2007年。

Ersson, T.和Hu, X.2001。路径规划和导航未知环境中的移动机器人。在IEEE International中智能机器人和系统会议 (IROS) 。

纳什, 。丹尼尔 () , 。和 , 。 : 网络上的任意角度路径规划。在AAAI会议录中人工智能会议 (AAAI) , 1777-1318年。AAAI按。

Pavlov, V.和Voronin, AN1984。电位法编码外部空间约束的函数轻巧的移动机器人。苏联自动控制17 (6) : 45–51。

E.Plaku; 卡夫拉基 (L. 和Vardi, M.2007。离散搜索领导对运动动力学运动计划的持续探索。机器人：科学与系统。

1990年, 里德斯 (JA) 和谢普 (LA) 洛杉矶。前进和后退。太平洋数学杂志 ics 145 (2) : 367-393。

Rimon, E. 和Koditschek, DE1992。精确的机器人导航使用人工势场。IEEE机器人交易和自动化8 (5) : 501–518。

Tilove, R., 1990年。《机器人与自动化》。在IEEE International中机器人与自动化会议, 第1卷, 第566 – 571页。