

# 仿生机器人路径规划新势场方法\*

孙广岩<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 中山大学，智能工程学院，学号：20354242

## 摘要

基于期中课程设计要求，我们需要结合视语言、语音识别、机器人平台，采用 Webots/ROS 等不同开源仿真环境，构建一个单/多智能体的认知导航、认知规划、认知控制仿真算例。在搜索了一些论文后，我选择了认知路径规划这个方向并确定了一篇论文来进行实验仿真。在这次实验中，我更加深刻的理解了认知科学这门学科，并了解了目前这门学科的前沿研究。

## 1. 引言

机器人主要应用于工业领域，但由于机器人技术的发展，预计未来几十年移动机器人将出现在普通家庭中。在机器人领域中的一个重要问题是人类生活区域的路径规划。机器人的轨迹不仅具有改变位置的功能，而且在某些情况下还具有交际意义，因此对人机交互具有重要影响。

这篇文章 [1] 的路径规划方法是基于对家庭宠物生活在类似环境中的预测。由于人们与动物一起生活了数千年，人们可以更轻松地与它们互动，并可以解释它们运动的交流意义。因此，移动机器人可以通过表现出与动物相同的运动属性来向人们指示某些意图或条件。文章的目标不是实现某些动物物种的精确运动，而是设计一种受家养动物启发的移动机器人的路径规划算法，旨在增强人机交互，让机器人拥有一定程度上的认知能力。

本次报告安排如下。第 2 节介绍了所提出的类动物路径规划的主要运动属性。在第 3 节中，我会简单介绍算法内容。第 4 节描述了仿真实验结果的复现。第 5 节总结了本文。

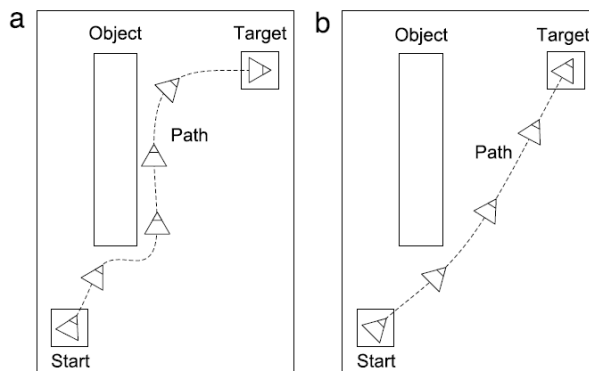


图 1. 路径 (a) (b) 分别具有和不具有目标接近搜索运动特征。这种特性特别适用于小型哺乳动物，如猫或啮齿类动物，因为它们经常靠近周围物体进行隐藏和保护。

## 2. 动物运动特征

本章指出了三种与运动相关的具有交流含义的动物特征，它们被用于移动机器人的路径规划。这里将简单解释这些动物运动属性，以及在移动机器人方面的相应含义。

### 2.1. 物体接近

动物很擅长用周围的物体来保护或隐藏自己。大家都知道猫经常靠近墙壁走路，即使这会导致更长的路径，如图 1 所示。动物行为学研究很好地描述了小型哺乳动物特有的这种预防天敌的行为。而我认为这种行为对于家庭甚至军事也是有实际意义的。对于居家环境中，如果机器人可以贴墙行走，这样可以让人有更多活动空间，而不会在家“横冲直撞”，同样对于军事来说，贴近墙体可以从某种程度上防止敌人的进攻，可以更好地隐藏自己。

人们对动物的物体接近的解释是避免互动。例如当机器人有一个已经确定的任务并且不希望在此之前执行新的命令时，也就是机器人不打算发起交互，机器人可以用相同的方式运行。

\*指导老师：王涛

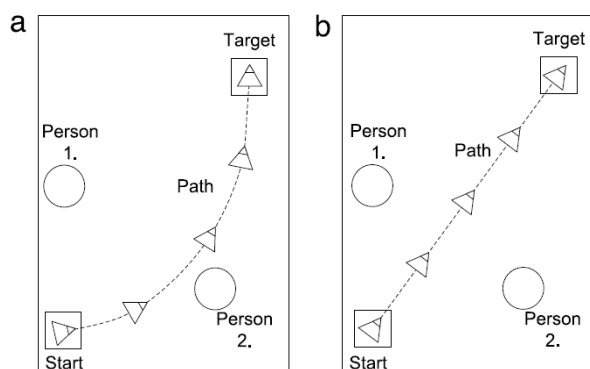


图 2. 在 (a) 第二个人扮演更重要的角色 (例如, 第二个人是狗的主人) 的情况下, 演示狗特有的不同路径; (b) 两个人没有区别。

## 2.2. 人类接近

如行为学研究所指出, 狗区分主人、熟人和陌生人。狗与主人的距离更近, 更容易与熟悉的人互动。

人们直觉地感知到狗的接近或回避, 并期望根据它进行互动。在机器人技术的情况下, 该运动特征可用于表示机器人在执行任务时希望从特定人员处获得命令, 并且机器人已准备好处理新任务, 或者表示相反, 机器人不接受特定人员的命令。因此, 我们建议将人为的价值观赋予人, 我们称之为人类接近价值观。该值可以通过更高级别的算法分别分配给每个人。基于此, 我们提出的路径规划算法可以针对不同的人使用不同的近似度。图 2 显示了该参数对结果路径的影响。

## 2.3. 目标指定

动物的运动是完整的, 因为动物可以独立地向任何方向移动, 同时改变方向。速度和方向之间的角度差通常表明动物的意图或注意力。例如, 图 3 (a) 显示了狗的典型路径和方向, 它从人的后面到人的前面开始互动, 而图 3 (b) 显示了相同的路径, 方向和速度方向之间没有任何差异。

基于方向信息, 人们可以了解动物的目标、注意力或未来运动。机器人也可以做同样的事情, 为人们提供关于他们的目标和未来运动的反馈。例如, 如果一个机器人正在等待一个人开始互动, 它可以通过持续面对那个人来表明这一意图, 即使机器人必须跟随他或经过这个人的另一边。

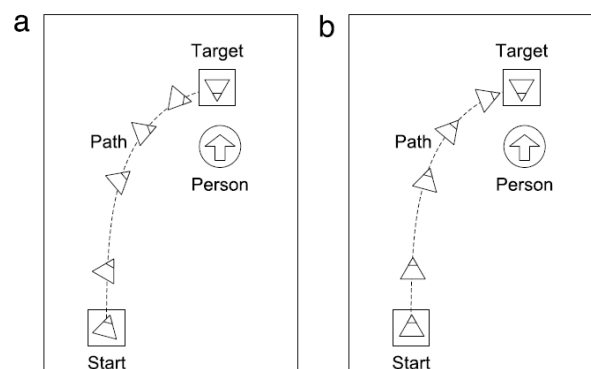


图 3. (a) 狗的典型路径和方向, 从人的后面到人的前面开始互动。方向和运动方向是不同的, 表明狗的目标。图 4 (b) 在非自然、非完整运动的情况下, 狗的运动在到达目标之前不会表明机器人的意图的相同路径。

## 3. 算法

人工势场法 (Artificial Potential Field, APF) 将目标和障碍物分别看做对机器人有引力和斥力的物体, 机器人沿引力与斥力的合力来进行运动。本文提出了一种新的 APF 方法, 以便在未知的动态环境中导航移动机器人, 同时适应包括方向信息的动物运动属性 (如第 2 节所述)。

与传统的势函数相反, 本文提出的斥力场势函数不是单调的, 这意味着障碍物可以吸引机器人, 这取决于距离和参数范围。然而, 由于传统的原因, 障碍物的功能被称为排斥功能; 目标函数称为势场函数。我们做出以下假设:

**假设 1.** 机器人的几何形状近似为半径为  $r_{rob}$  的圆柱体形状。

**假设 2.** 机器人和目标的位置和速度都是已知的。

**假设 3.** 可以在线准确测量未包括的障碍物表面的位置和速度。

在这里我不会详细的来介绍整个的推导过程, 我会将整个算法的框架大致介绍。

### 3.1. 引力场函数

传统的 APF 方法将引力场函数定义为机器人与目标之间相对距离的函数。这种传统的方法不能有效地处理移动目标, 并且不能提供软着陆解决方案, 因此机器人会以非零速度到达目标。并且从动物运动规划的角度来看, 这种引力场函

数的主要缺点是吸引力在很大程度上取决于到目标的距离。在距离目标中远距离的情况下，它会导致明显不同的路径，这对于动物运动来说是不自然的。扩展的引力场函数受到动物运动的启发，改编如下：

$$U_{att}(x, v_R, v_T) = \frac{\alpha}{\beta^2}x + \frac{\alpha}{x + \beta} - \frac{\alpha}{\beta} + \gamma \|v_R - v_T\|^2 \quad (1)$$

$\alpha, \gamma$  为非负常数,  $\beta$  是一个正常数,  $\gamma \|v_R - v_T\|^2$  代表了速度是二次的, 遵循机器人运动学能量的性质, 以避免碰撞并提供有效的软着陆。

提出的吸引势场的主要优点如图 4 中的实线所示: 当速度恒定时, 在机器人距离目标“远”的情况下, 力场几乎恒定。

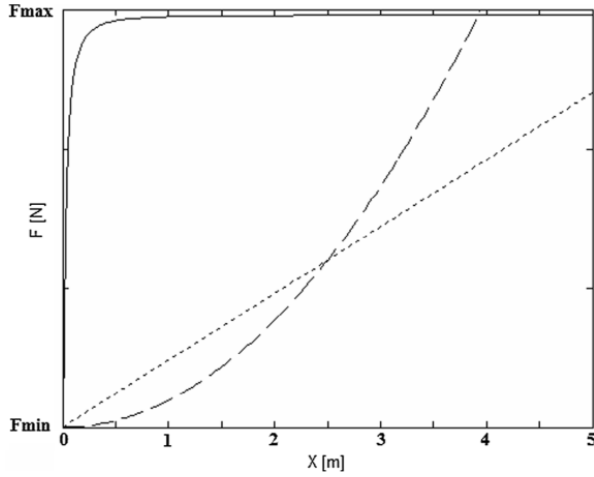


图 4. 实线显示了提出的引力场函数与机器人-目标距离的对应值, 其中机器人-目标相对速度根据等式影响  $F_{max}$ 、 $F_{min}$  参数 (力的最大值与最小值)。点线和虚线分别表示经典的引力场函数的线性和指数特性。该功能的主要优点是, 力场几乎恒定, 当机器人不靠近目标时, 路径与目标距离无关, 而且该功能仍提供软着陆功能。

### 3.2. 斥力场函数

在单调排斥势场中不可能实现物体接近搜索特性 (第 2.1 节, 图 2)。为了解决这个问题, 同时考虑所有提到的动物运动属性, 我们提出排斥势函数如下:

$$U_{rep}(x, v_R, v_{OBS})$$

$$= \begin{cases} \delta \frac{1}{4} x^4 - \delta \left( \frac{d_0 + 2d_1}{3} \right) x^3 + \delta \left( \frac{d_1^2}{2} + d_0 d_1 \right) x^2 \\ - \delta d_0 d_1^2 x + \delta C + \zeta \frac{\|v_R - v_{OBS}\|^2}{2a_{MAX}}, & \text{if } x \leq d_1 \\ \zeta \frac{\|v_R - v_{OBS}\|^2}{2a_{MAX}}, & \text{if } x > d_1 \end{cases} \quad (2)$$

其中:

$$d_0 = r_{sec} + r_{rob}$$

$$d_1 = d_0 + PO$$

$$C = d_0 d_1^3 \frac{1}{3} - d_1^4 \frac{1}{12}$$

$r_{sec}$  是一个常数, 表示机器人与障碍物之间的安全距离, 以避免碰撞。 $r_{rob}$  是假设为圆柱形机器人的机器人半径。 $\delta, \zeta$  为非负常数,  $v_R, v_{OBS}$  分别表示机器人和障碍物速度矢量。机器人的最大加速度是  $a_{max}$ 。P 和 O 是标量参数: P 分别与人相关, 意思是“人类接近”; O 是机器人行为的一个参数, 意思是“物体接近”; 如第 2 节所述。

### 3.3. 局部极小问题

与任何局部路径规划算法一样, APF 方法也存在局部最小问题。这意味着, 如果势场存在局部极小值, 机器人停在那里, 机器人永远无法到达目标。基于 APF 的路径规划有三种局部最小的情况, 如图 5 所示。

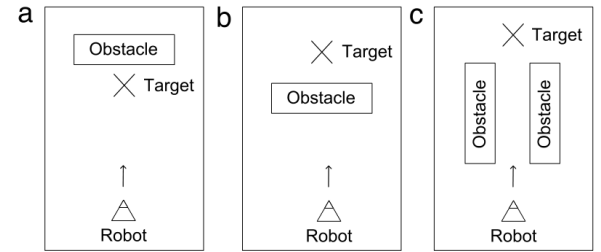


图 5. APF 局部极小值的三种基本情况 (a-c)。在情况 (a) 中, 目标靠近障碍物的排斥场。在情况 (b) 中, 目标和机器人之间存在障碍物。这种情况也被称为 U 形陷阱, 因为如果障碍物呈 U 形, 机器人通常会被困住。在 (c) 种情况下, 两个障碍物之间有一条狭窄的通道, 障碍物的斥力不允许机器人通过。

这个问题可以通过更高软件层的全局算法来解决。图 6 显示了文章的机器人实现的方框图, 它是一种基于 BUG 算法的传统墙跟踪方法。

当机器人停在局部极小值时, 局部极小值的力场被保存, APF 方法被 BUG 算法取代。在这种模式下, 机器人会直接到达目标。如果障碍物挡在路上, 则通过墙跟随法绕过障碍物, 然后机器人继续沿直线到达目标。当实际位置的力场低于保存在局部最小值 (即机器人绕过局部最小值) 中的力场时, BUG 算法将变回 APF。

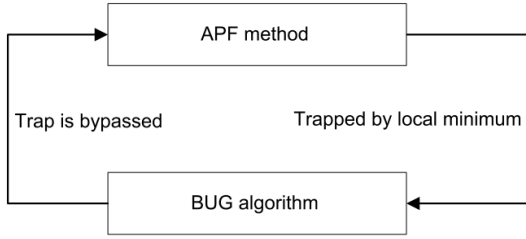


图 6. APF 方法的框图和更高层的 BUG 算法。如果 APF 停止在局部最小值，APF 将改为 BUG 算法。绕过陷阱后，路径规划变回 APF。

## 4. 实验复现

实验复现基于 MATLAB 仿真，实验代码可从原论文附录 A 中的链接下载<sup>1</sup>。

### 4.1. 原论文结果

#### 目标接近

图 7 示出了第一场景的映射，以呈现用于反映交互避免的目标接近寻求自适应。文中还给出了传统 APF 方法的结果路径，以供比较。

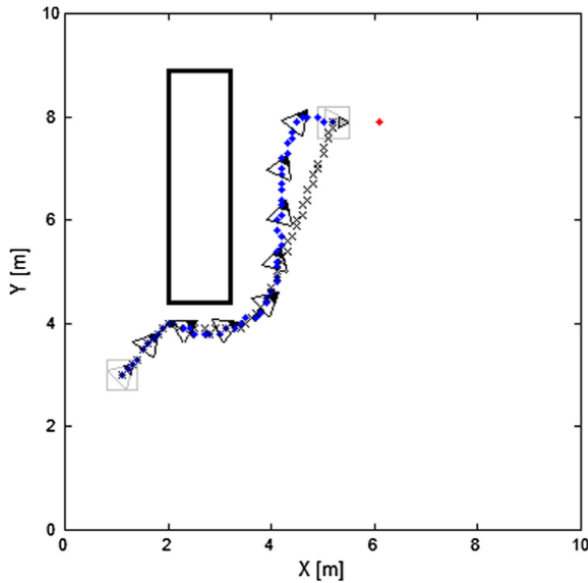


图 7. 第一个场景的地图和计算路径。“菱形”点显示的路径显示了算法的目标接近特性，而“交叉点”显示的是传统 APF 方法的结果路径。通过比较这些结果，可以看到所提出方法的障碍物相邻路径，该路径是通过施加非单调斥力（即障碍物在一定距离和速度范围内吸引机器人）实现的。

根据地图和参数设置，计算力场和势场，并得到右边结果图 8 和图 9。第一个场景的计算路径表明，第 2.1 节中描述的物体接近搜索特性已

成功实现。这些特性的大小可以通过调整斥力函数参数  $O$  来改变，机器人与障碍物之间的距离也可以通过参数  $r_{sec}$  来改变。

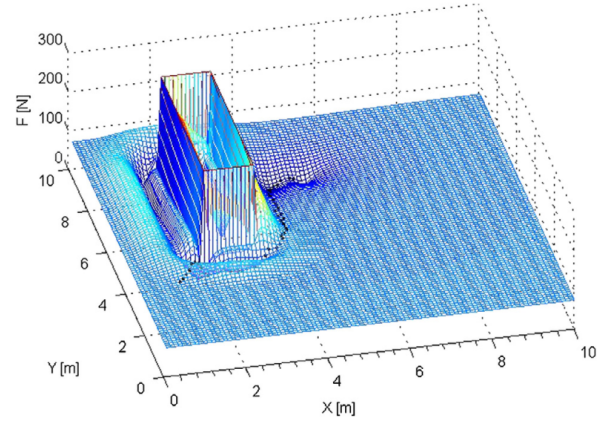


图 8. 零速度下物体接近场景的力场表示。

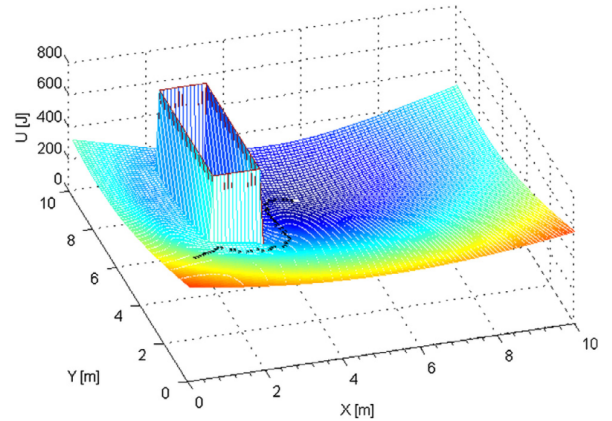


图 9. 零速度下物体接近场景的势场表示。

#### 人类接近

图 10 展示了第二个场景的地图，以展示人类接近特征。文中给出了由我们提出的方法得到的路径和由传统 APF 方法计算得到的路径，以供比较。根据地图和参数设置，计算力场和势场，并得到下图 11 和图 12。

#### 目标指定

图 13 (a) 显示目标指向场景的地图和计算路径。图 13 (b) 显示了用于比较的传统非完整路径。目标指向是指机器人持续考虑焦点，即机器人到达目标位置和方向后将面对的点（如第 2.3 节所述）。焦点的设置方式是，当机器人到达最终位置时，机器人与焦点之间的距离等于机器人的直径。焦点在地图上显示为“菱形”点。

<sup>1</sup>源码地址



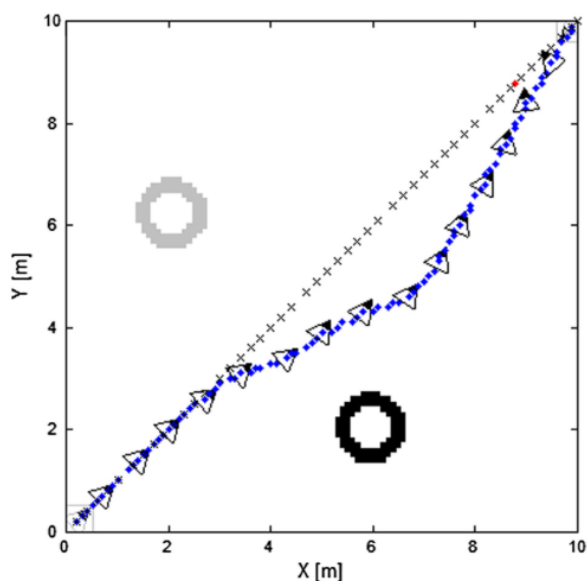


图 10. 第二个场景的地图和计算路径。“菱形”点显示的路径显示了算法的人类接近特性，而“交叉点”显示的是传统 APF 方法的结果路径。通过比较这些结果，可以看出，所提出的方法为不同的障碍物分配了不同的功能参数，从而对不同的人进行了选择性的处理。

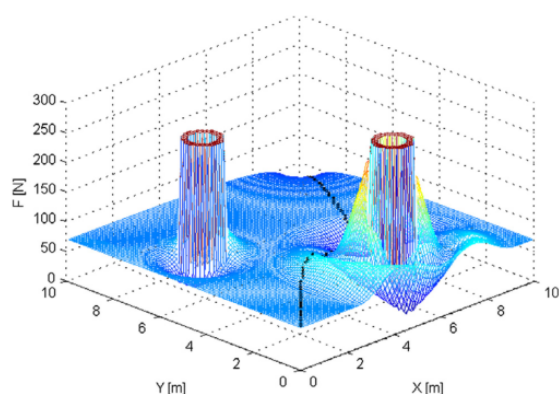


图 11. 零速度下人类接近场景的力场表示。

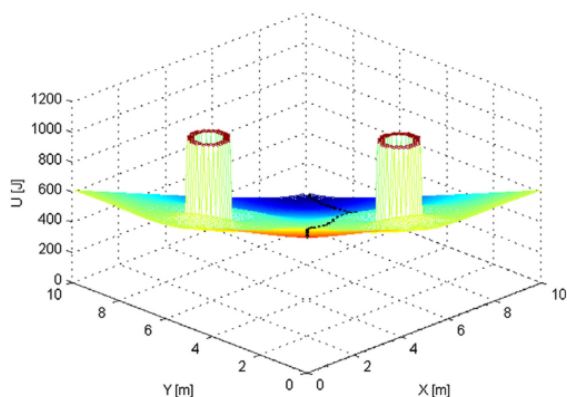


图 12. 零速度下人类接近场景的势场表示。

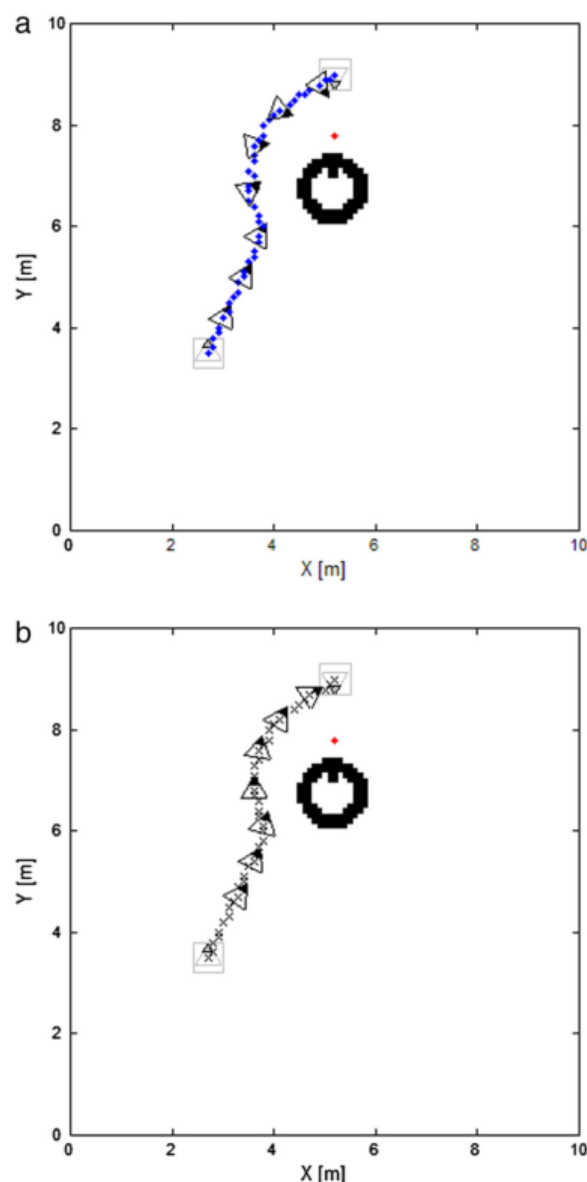


图 13. 第三个场景的地图和计算路径。图 (a) 显示了包含方向信息的路径，用于演示所提出算法的目标指向特性，而图 (b) 显示了传统 APF 方法的结果路径和方向 (其中方向定义为速度方向)。通过比较这些路径，可以看出所提出的方法同时考虑了速度和目标位置，为人们提供了有关目标和机器人未来运动的反馈

## 4.2. 实验仿真复现

下面我也主要针对这三种场景进行了仿真实验，实验软件为 Mathlab2013a。

图 14 显示了实验仿真界面，界面还是很人性化，还是很好操作的。左上角我们可以选择地图，选择起始点和目标点，然后点击 Calculate 键就可以开始计算。力场和势场图会在下方显示。其他部分我们也可以调整一些常数的设定。

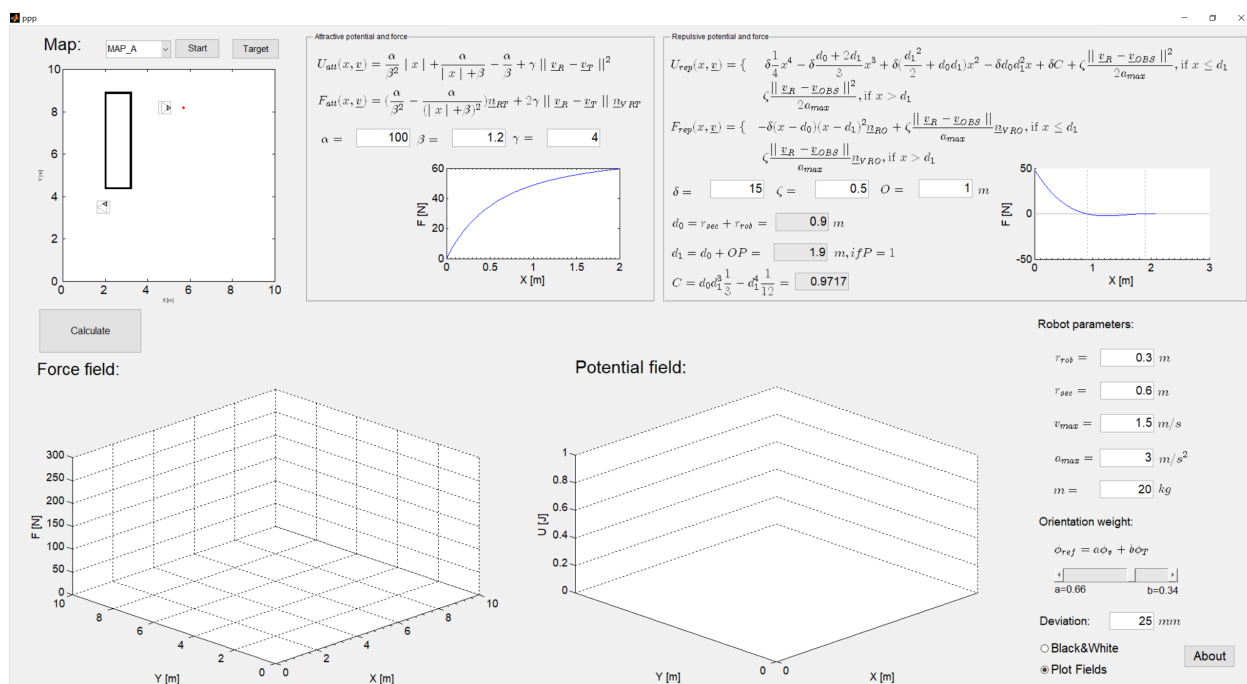


图 14. Matlab 实验仿真界面。

## 物体接近

图 15展示了第一个场景的地图，我设置了两个点，可以看到如果是正常的路径规划，两点之间的连线显然就已经是可以做到了，但是使用了目标接近方法的路径规划会倾向于贴墙行走。

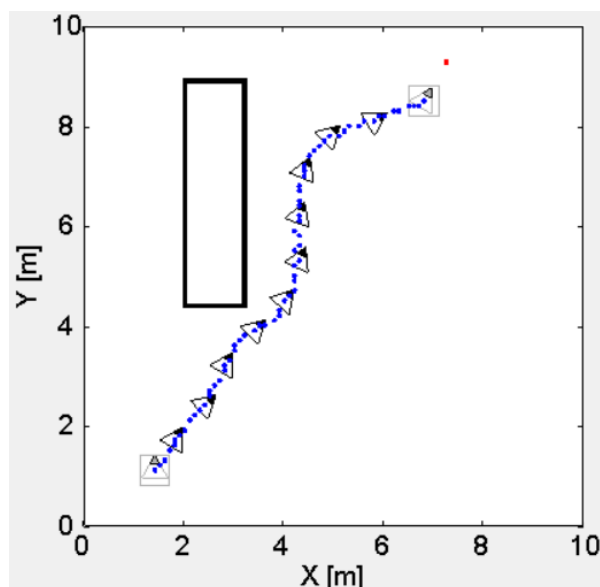


图 15. 第一个场景的地图的实验仿真。

## 人类接近

图 16展示了第二个场景的地图。浅色的圈代表  $P=0$ ，黑色的圈代表  $P=1$ ，所以可以看到浅色的圈对路径没有影响，而由于机器人与黑色的圈

“熟悉”，所以会倾向于黑色圈的方向偏移。

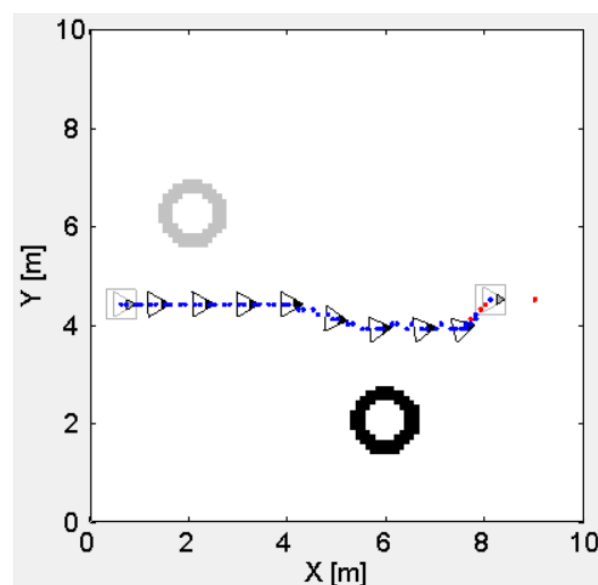


图 16. 第二个场景的地图的实验仿真。

## 目标指定

图 17显示目标指向场景的地图和计算路径。目标指向是指机器人持续考虑焦点，可与看到他首先正常前进，在接近障碍时开始绕行，注意在绕行过程中他的角度是考虑方向信息与素的，最后到达目的地是可以正好转到需要的角度。

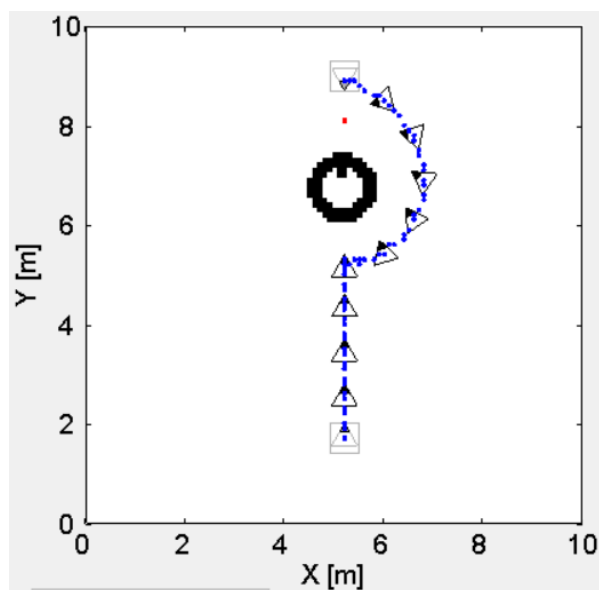


图 17. 第三个场景的地图的实验仿真。

## 5. 总结

认知科学是一门研究讯息如何在脑中形成以及转录过程的跨领域学科。它研究何为认知，认知有何用途以及它如何工作，研究信息如何表现为感觉、语言、注意、推理和情感。其研究领域包括心理学、哲学、人工智能、神经科学、学习、语言学、人类学、社会学和教育学。它跨越相当多层次的分析，从低层次的学习和决策机制，到高层次的逻辑和策划能力，以及脑部神经电路。

认知是人类智能最杰出的能力，智能无人系统是实现复杂人类行为的载体，这是一个跨学科设计的艰巨任务。这篇文章提出了一种基于人工势场的运动规划方法。文章的主要贡献是定义了一种路径规划方法，将动物运动属性作为移动机器人运动行为的新元素。该方法的主要优点是，通过使动物的自然运动属性适应机器人的运动，人与机器人的交互变得更加自然和直观。了解机器人的当前状态和未来意图也变得容易了，这也让机器人有了一定程度上的认知能力。

人工智能在很多领域都产生了很大的影响，人工智能 (AI) 研究机器的认知。AI 的现实目标之一，就是用计算机实现人类的智能。现在有很多更加前沿的工作，深度学习的兴起也一定会对目前传统的认知科学产生冲击 [2]，深度学习网络通过发现经验数据中错综复杂的结构进行学习。通过构建包含多个处理层的计算模型，深度学习网络可以创建多个级别的抽象层来表示数据。例如，

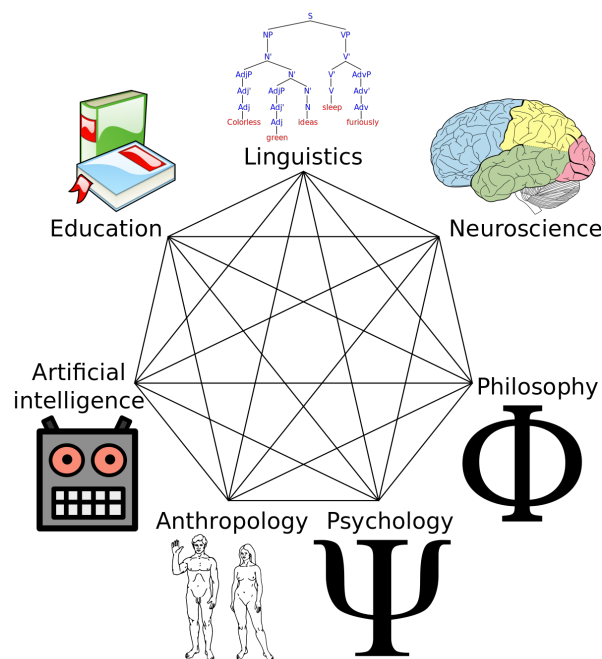


图 18. 认知科学

卷积神经网络深度学习模型可以使用大量（如几百万个）图像进行训练。这种类型的神经网络通常从所采集图像中包含的像素进行学习。它可以对图像中的特征分组，并将表示特征的像素分类成组。而在机器人领域，现在也有很多使用强化学习来对机器人进行训练的工作，也相信在认知科学领域深度学习还会有越来越多的突破。

这次的实验整体来讲还是比较直观的，我也了解了路径规划中的人工势场法，也加深了在课上对于认知科学的理解，我希望这次实验是一个进入认知科学的大门的钥匙，让我之后继续打好基础，然后去了解研究更加前沿的工作。

## 参考文献

- [1] B. Kovács, G. Szayer, F. Tajti, M. Burdelis, and P. Korondi. A novel potential field method for path planning of mobile robots by adapting animal motion attributes. *Robotics and Autonomous Systems*, 82:24–34, 2016. 1
- [2] P. Perconti and A. Plebe. Deep learning and cognitive science. *Cognition*, 203:104365, 2020. 7