路径规划的搜索空间控制算法

Speedup Path Planning Through Search Space Control/Prediction

摘要

路径规划是机器人中最重要的任务之一。

基于采样的算法在该任务中得到了广泛的关注。

但是传统的基于采样的算法存在初始路径质量不佳，效率较低的问题。

在本文中，我们提出了一种新的基于学习的路径规划方法。

首先，我们使用生成对抗网络学习过往的成功规划经验，以在新的地图中限制采样区域。

随后，RRT\* 通过在限制的采样区域进行路径规划以得到更优秀的初始路径。

我们提出了20种具有不同复杂度的地图，其中16种用于训练与测试，另外4种用于测试提出方法的泛化能力。

我们与最先进的另外三种方法进行了对比，结果证明我们的方法在路径质量和收敛速度都更加优秀。

引言

机器人路径规划是指在给定的地图状态空间中，为机器人找到一条安全、可行的路径，使机器人能够从起点到达目标位置。根据方法性质，可以将常见的机器人路径规划算法分为以下几类：

基于网格的路径规划算法：这类算法通常将地图划分为网格图，然后使用最短路径搜索算法来寻找最优路径。例如Dijkstra，A\*，D\* 算法。这类方法将路径规划问题转化为图中的路径搜索问题，这类算法的效率与路径质量跟网格划分的分辨率有关。

基于仿生的路径规划算法：这类算法通常使用生物学信息来探索地图以指导机器人的路径规划。例如遗传算法，粒子群算法，蚁群算法。这些算法实现简单，但是需要多次迭代才能取得次优路径，并且容易陷入局部最小值。

基于采样的路径规划算法：这类算法通常使用随机化采样的方法来探索地图，使用一棵树或图来保存路径信息，然后使用最短路径搜索得到最终路径。例如RRT，RRT\*，PRM。这类算法速度较快，但是通常难以得到最优路径。

快速探索随机树（RRT）是机器人路径规划中的一种流行算法。RRT是一种非常有效的路径规划算法，能够应对各种复杂的环境。并且易于拓展到高维空间和添加动力学约束，更重要的是，其保证了概率完备性。

然而，RRT取得的初始路径质量较差，因为它容易产生不必要的长路径或曲折路径。为了解决这个问题，研究人员开发了几种RRT算法的变体，例如RRT\*。RRT\*是对基本RRT算法的改进。RRT\*加入了近邻搜索和重布线来保证路径质量的渐进最优。简单来说，RRT\*一边探索空间的同时一边优化已有的路径，从而保证了渐进最优性。但是要想获得高质量的路径意味着需要迭代更多的次数，这意味着RRT\* 取得无法在路径质量和效率之间取得平衡。

为了缓解这个问题，我们提出了一种新的基于生成对抗网络的路径规划方法。

我们的算法通过限制搜索空间加速路径规划，该方法通过学习过往成功的规划经验得到路径规划器，其可以与基于采样的方法结合。使得基于采样的方法能够限制地图中的采样区域，使RRT\*取得更高质量的初始路径，从而使RRT\* 在路径质量和效率之间取得平衡。

我们的贡献被概括为如下：

1. 提出了一种新的路径规划方法。
2. 提出了一种新的路径规划器。
3. 提出了新的路径规划数据集并验证了我们方案的可行性。

相关工作

在过去的几年中，有许多研究工作致力于提升RRT算法的性能。

在改进RRT算法的方面，有一系列研究工作致力于提高路径质量。例如，在2018年，Xu等人提出了一种基于高斯过程的方法来改进RRT算法。该方法使用高斯过程的预测和更新来不断改进RRT算法的路径。实验结果表明，使用该方法能够显著提高RRT算法的路径质量。

另一种改进RRT算法的方法是使用深度学习模型来指导RRT算法的搜索。例如，在2019年，Lee等人提出了一种使用卷积神经网络（CNN）的方法来提高RRT算法的路径质量。该方法使用CNN来预测机器人在当前位置能够到达的可行区域，并使用这些信息来指导RRT算法的搜索。实验结果表明，使用该方法能够显著提高RRT\*算法的路径质量。

除了改进RRT\*算法之外，还有一些研究工作使用新的算法来替代RRT算法。例如，在2017年，Bry和Zucker提出了一种基于规则的路径规划算法——规则最小路径生成（RMPG）。该算法使用规则来生成最小路径，并且在复杂环境中表现出良好的性能。实验结果表明，RMPG算法在某些情况下甚至能够优于RRT算法。

另一种新的路径规划算法是基于神经网络的路径规划（NNP）。在2019年，Gao等人提出了这种算法，并通过使用神经网络来预测机器人的最优路径来实现路径规划。实验结果表明，NNP算法在复杂环境中表现出良好的性能，并且能够在较短的时间内找到质量较高的路径。

总的来说，在过去的五年中，有许多研究工作致力于提升RRT算法的性能。这些工作包括改进RRT算法来提高路径质量，以及使用新的算法来替代RRT算法。通过对这些工作进行综合，我们可以得出结论，在提升RRT算法的性能方面，使用深度学习模型和规则有着较大的潜力。

Xu等人的论文提出了使用高斯过程的方法来改进RRT算法。该方法通过使用高斯过程的预测和更新来不断改进RRT算法的路径。优点是能够显著提高RRT\*算法的路径质量，适用范围广泛。缺点是实现较为复杂，需要较高的计算资源。

Lee等人的论文提出了使用卷积神经网络（CNN）的方法来提高RRT算法的路径质量。该方法使用CNN来预测机器人在当前位置能够到达的可行区域，并使用这些信息来指导RRT算法的路径规划。优点是能够快速找到质量较高的路径，适用范围广泛。缺点是实现较为复杂，需要较多的样本数据来训练CNN模型。

Bry和Zucker的论文提出了规则最小路径生成（RMPG）算法，该算法使用规则来生成最小路径。优点是能够快速找到质量较高的路径，适用范围广泛。缺点是需要较多的人工规则，实现较为复杂。

Gao等人的论文提出了基于神经网络的路径规划（NNP）算法，该算法使用神经网络来预测机器人的最优路径。优点是能够快速找到质量较高的路径，适用范围广泛。缺点是实现较为复杂，需要较多的样本数据来训练神经网络模型。

概念

1. 路径规划问题
2. RRT\*

RRT\*（Rapidly-Exploring Random Tree\*）是一种随机路径规划算法，主要用于机器人在复杂环境中寻找路径。RRT\*算法的基本流程如下：

初始化：设置起点和终点，构建一棵树。

生成随机点：从当前地图中随机生成一个点。

寻找最近的点：找到当前树中最近的点与随机点的距离最小的点。

尝试扩展树：尝试从最近的点向随机点扩展树，如果存在可行的路径则将随机点作为新的树节点加入树中。

更新路径：如果新加入的点与终点的距离小于一定阈值，则更新最短路径。

重复以上步骤直到找到最短路径或者达到最大迭代次数。

1. GAN

生成对抗网络（GAN）是一类深度学习模型，近年来由于其生成高质量合成图像和其他媒体的能力而受到了广泛关注。GAN由两个神经网络组成：生成器网络和鉴别器网络。生成器网络被训练以合成与给定训练数据集相似的新数据样本，而鉴别器网络被训练来区分真实样本和伪样本。

GAN的训练过程涉及生成器和鉴别器网络之间的对抗性游戏。具体地，生成器网络被训练为生成尽可能真实的样本，而鉴别器网络被训练以正确地将样本分类为真实或虚假。生成器和鉴别器网络被交替训练，生成器网络试图欺骗鉴别器，鉴别器网试图正确地对样本进行分类。

训练GAN的一个关键挑战是平衡生成器和鉴别器网络的性能。如果生成器网络太弱，它将无法合成真实样本，而如果鉴别器网络太弱的话，它将不能有效区分真实样本和伪样本。为了解决这个问题，GAN使用特定的目标函数和损失函数来指导培训过程。

GAN的目标函数通常被定义为最小最大博弈，其中生成器网络试图最小化损失函数，而鉴别器网络试图最大化损失函数。损失函数通常定义为二进制交叉熵损失，它测量预测标签（真实或虚假）与地面真实标签之间的差异。

CycleGAN是GAN的变体，专门为图像到图像的翻译任务而设计。在这些任务中，目标是学习从一个域（例如，马的照片）到另一个域的映射（例如，画马）。CycleGAN使用一对生成器和鉴别器网络，每个域一个，以及额外的循环一致性损失，以确保域之间的转换是可逆的。

CycleGAN的目标函数可以写成对抗性损失和循环一致性损失的组合。对抗性损失与标准GAN中的相同，而循环一致性损失测量原始图像和通过使用逆映射将其转换回原始域而获得的图像之间的差异。周期一致性损失确保了域之间的转换是一致的，并保留了原始图像的结构和内容。

总体而言，GAN和CycleGAN是合成真实图像和执行图像到图像转换的强大工具。使用对抗性损失和循环一致性损失有助于确保生成的样本是真实的，并且域之间的转换是一致和可逆的。

* 1. 目标函数
  2. 损失函数

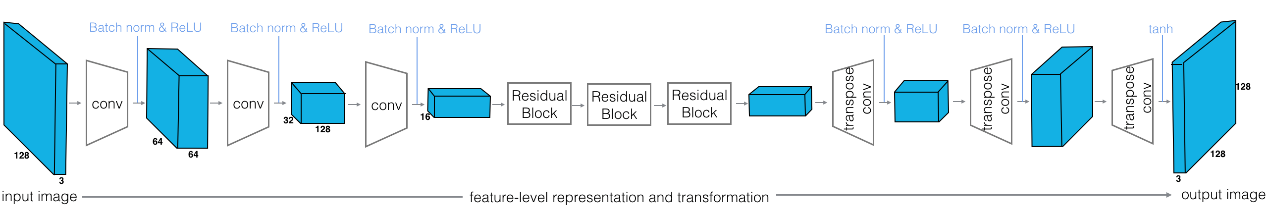
提出的算法

1. 数据集

我们生成了具有不同复杂度的20地图，并且经过数据增强将原有的数据集拓展为200张地图。通过在地图中随机选择起点与终点，然后使用RRT在该状态空间中进行随机的50次迭代，收集成功连接起点终点的路径构成了一个起点与终点间的有希望区域。

1. 网络结构

我们的网络选择了CycleGan的生成器作为我们的生成器，PatchGan的鉴别器作为我们的鉴别器。如图为所使用到的网络结构。



cyclegan生成器网络是一种生成对抗网络，主要用于图像风格转换。它的网络结构如下：

网络架构：cyclegan生成器网络的架构包括3个卷积层和3反卷积层，6个残差层。

卷积层：cyclegan生成器网络使用了3个卷积层，每个卷积层都有若干个卷积核和激活函数。卷积核的大小、步长以及激活函数的类型可以根据具体情况进行调整。

归一层：cyclegan生成器网络中还包含了一些归一层， Batch norm（批量标准化）是一种常用的网络训练技术，用于在训练过程中维护网络的稳定性和高效性。

Batch norm 的主要思想是在网络的每一层中使用一个层次标准化器来调整输入数据的分布。层次标准化器的输入为某一层的输入数据 $\mathbf{X}$，输出为标准化后的数据 $\mathbf{\hat{X}}$。

在层次标准化器中，我们首先对输入数据 $\mathbf{X}$ 计算其均值 $\mu$ 和标准差 $\sigma$，然后将输入数据标准化为 $\mathbf{\hat{X}}$，其中 $\mathbf{\hat{X}}=\frac{\mathbf{X}-\mu}{\sigma}$。

Batch norm 还包括一个权重 $\gamma$ 和一个偏移量 $\beta$，用于调整层次标准化器的输出。因此，我们最终得到的层次标准化器的输出为 $\mathbf{\hat{X}}=\gamma\frac{\mathbf{X}-\mu}{\sigma}+\beta$。

在使用 batch norm 的过程中，我们可以在训练过程中对权重 $\gamma$ 和偏移量 $\beta$ 进行学习，以调整网络的表现。Batch norm 的使用可以有效地提高网络的训练效率，降低模型的泛化误差，因此在深度学习中得到了广泛的应用。

残差层：Residual block 是一种常用的网络结构，在深度学习领域中广泛应用。它的主要思想是在网络的每一层中添加一个残差映射，使得网络能够较好地拟合数据。

一个 residual block 通常包含一组卷积层和激活函数，其结构如下所示：$\mathbf{x} \rightarrow \text{conv} \rightarrow \text{relu} \rightarrow \text{conv} \rightarrow \mathbf{y}$

其中，$\mathbf{x}$ 为 residual block 的输入，$\mathbf{y}$ 为输出，$\text{conv}$ 表示卷积层，$\text{relu}$ 表示激活函数。

在 residual block 中，我们将输入 $\mathbf{x}$ 通过卷积层和激活函数转化为 $\mathbf{y}$，然后将 $\mathbf{y}$ 加到 $\mathbf{x}$ 上，得到 $\mathbf{z}=\mathbf{x}+\mathbf{y}$。最终，我们将 $\mathbf{z}$ 作为 residual block 的输出。

Residual block 的主要优点是能够使网络更容易拟合数据，提升网络的泛化能力和训练效率。然而，在使用 residual block 的网络时，我们还需要注意控制网络的复杂度，以及注意一些细节，才能够发挥它的最大优势。

输入：cyclegan生成器网络的输入是一张图像，通常是彩色图像，大小为 $H \times W \times 3$。

输出：cyclegan生成器网络的输出也是一张图像，大小与输入图像相同。

激活函数：cyclegan生成器网络中使用的激活函数通常是 Relu。cyclegan生成器网络的每个卷积层之后都跟着一个激活函数，用于控制网络的激活状态。常用的激活函数包括 ReLU（Rectified Linear Unit）、sigmoid 和 tanh 等。

ReLU 是一种常用的激活函数，它的输出为输入的绝对值。它的输入为 $x$，输出为 $y$，则有 $y=\max(0, x)$。ReLU 函数的优点在于可以快速计算，不需要进行指数运算，因此在深度学习网络中广泛使用。

tanh 函数是双曲正切函数，也是一种常用的激活函数。它的输入为 $x$，输出为 $y$，则有 $y=\frac{\sinh(x)}{\cosh(x)}$。tanh 函数具有将输入值映射到 $[-1, 1]$ 区间的能力，因此在深度学习网络中也得到了广泛的使用。

1. CGRRT

在本研究中，我们将地图以 RGB 图像的形式输入到经过训练的 CycleGan 中，以预测具有较高成功概率的区域。目的是为了缓解 RRT\* 算法在初次找到路径时质量较差和效率较低的问题。为了实现这一目的，我们使用 GAN 学习 RRT\* 算法过去成功规划的路径区域，以预测新地图中有前景的区域。

在获得预测的有前景的区域后，我们使用 RRT\* 算法在该区域中进行路径规划。RRT\* 算法是一种基于随机树的路径规划算法，能够在复杂的环境中快速找到合理的路径。在本研究中，我们使用 RRT\* 算法在预测的有前景的区域内快速找到合理的路径。最终，我们将得到的路径作为提出算法的输出。

我们希望通过本研究的方法，能够提高机器人在复杂环境中的路径规划效率和质量。

实验

在数据集方面，我们使用20张初始地图，通过数据增强生成了200张不同的地图。然后对于每一幅地图，随机选取100对起点终点，使用RRT在其中找到可行路径，50次成功的路径组成了该地图的有希望区域，最后生成了20000组数据。

在训练方面，我们使用其中的16000组数据作为训练测试，训练与测试的比例为4：1，另外未经训练的4000组数据用来评估模型的泛化能力。

在评估模型性能方面，我们将我们的模型与当下最流行的的三种算法进行比较（RRT\*，IRRT\*，SaGan）。其中IRRT\*在路径规划过程中实现椭圆的启发式搜索，这加快了其收敛到最优解的速度。SaGan通过残差和注意力学习地图以及有希望区域的特征，从而给出不同起点终点间的有希望区域。

我们采用windows10作为模型的训练测试平台，cpu为AMD Ryzen-7 4800H，显卡为RTX 2060 6g，16g的内存。软件方面，模型实现语言python3.8，深度学习框架为pytorch 1.12.1。

1. 数据集

【第一行为初始地图，第二行为随机起点终点，第三行为有希望区域】如图所示为每幅地图的一组数据展示，第一行为初始地图，黑色部分为障碍物。第二行为随机起点终点，蓝色的点为起点，红色的点为终点。第三行图片中的绿色区域为有希望区域。

1. 训练细节

在所有的20000组数据集中，训练与测试的数据集数量为16000，训练集与测试集的比例为4：1。训练轮数为10轮，生成器学习率为0.0001，鉴别器学习率为0.00005，batch size为16。

1. 评估模型性能

连通性评估，对路径质量产生影响的

3151 / 3200

GAN模型生成的图片质量可以使用4个指标来评估，分别为IoU，DICE，FID，IS。

IoU（交并比）是用来度量两个集合的相似程度的一种指标。IoU的值在0和1之间，值越大表示两个集合的相似程度越大。IoU被常用来度量图像中两个区域（例如，人体轮廓框或分割掩模）的相似程度。

DICE（Dice系数）也是用来度量两个集合的相似程度的一种指标，它可以用来度量图像中两个区域的相似程度。DICE系数是2\*IoU / (A + B)，其中IoU是两个集合的交集与并集的比例，A和B分别是两个集合的大小。

FID（Fréchet Inception Distance）是一种用来度量两个图像分布之间的距离的方法。FID通过计算两个图像在某个预训练的神经网络中的特征向量之间的距离来实现。

IS（Inception Score）是一种用来度量生成模型的质量的指标。IS基于一个观点，即生成的图像越真实、越有意义，那么在神经网络中提取的特征向量就会越有序。因此，IS通过计算生成图像在某个预训练的神经网络中的特征向量的信息熵来度量生成模型的质量。

【CGGAN，SaGAN的在测试集，验证集的四种指标】【指标描述分析】

【CGGAN，SaGAN的模型参数】【指标描述分析】

1. 初始路径质量

表格，迭代多次。比较初始路径长度，节点个数

RRT\*，IRRT\*，Ours，SaGAN

1. 最优路径质量

图表，比较不同地图上的最优路径

RRT\*，IRRT\*，Ours，SaGAN

未来的工作