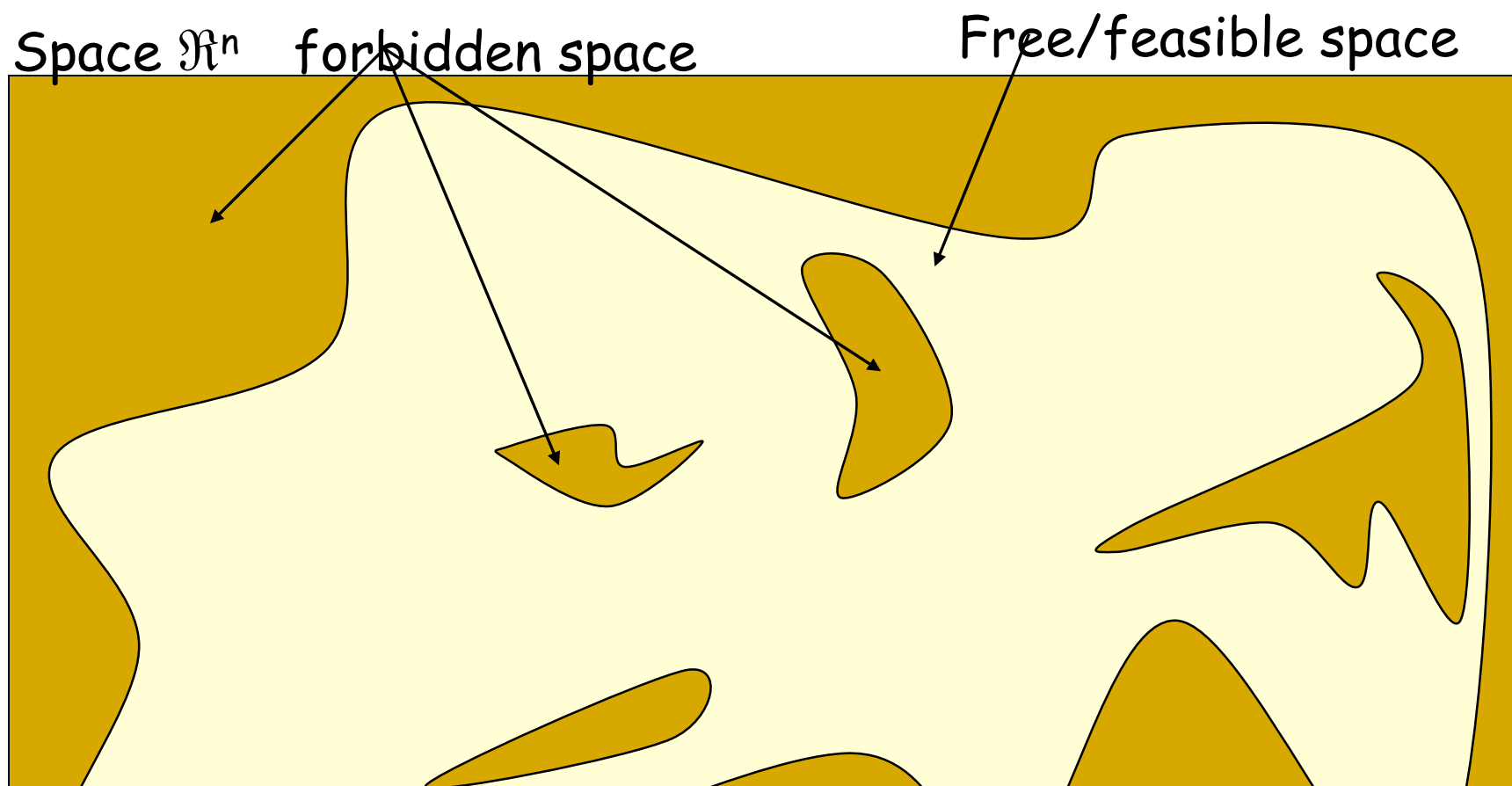




4.4 概率完备的路径规划

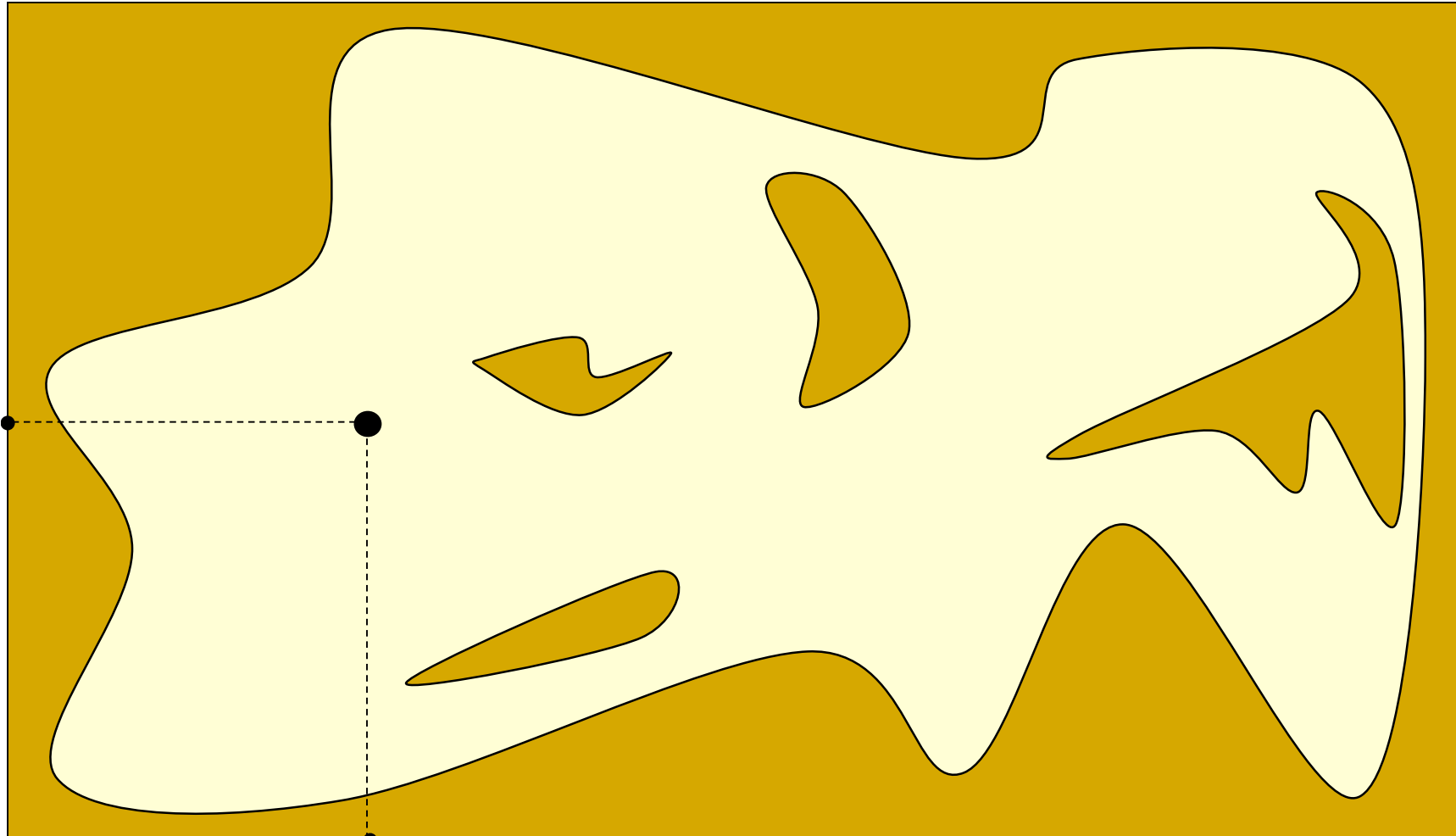
1. PRM(Probabilistic Roadmap)



基本思想是：通过随机采样和碰撞检测找到在自由位形空间中的路径点和无碰路径

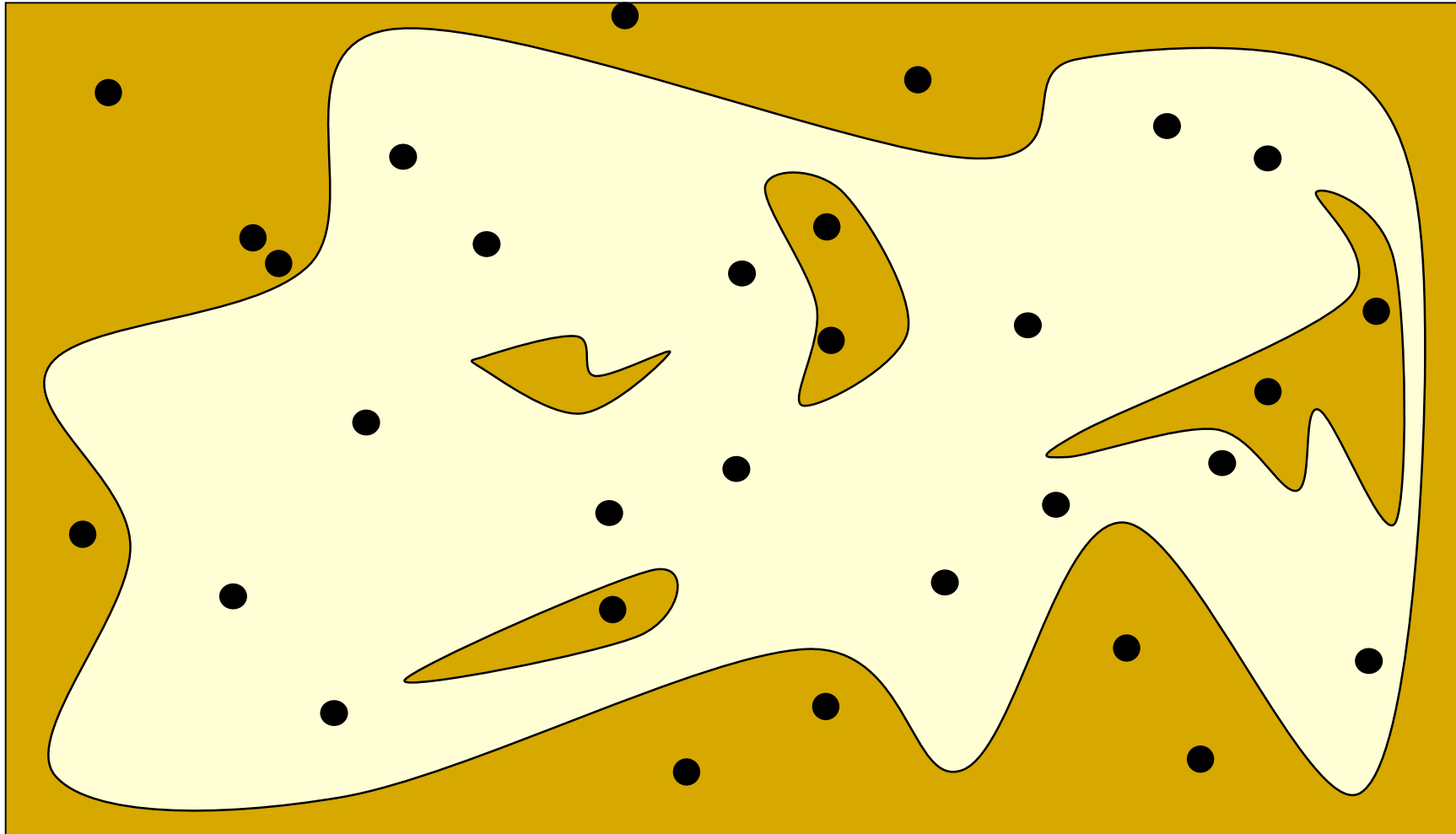
1. PRM(Probabilistic Roadmap)

在位形空间坐标系中随机取点



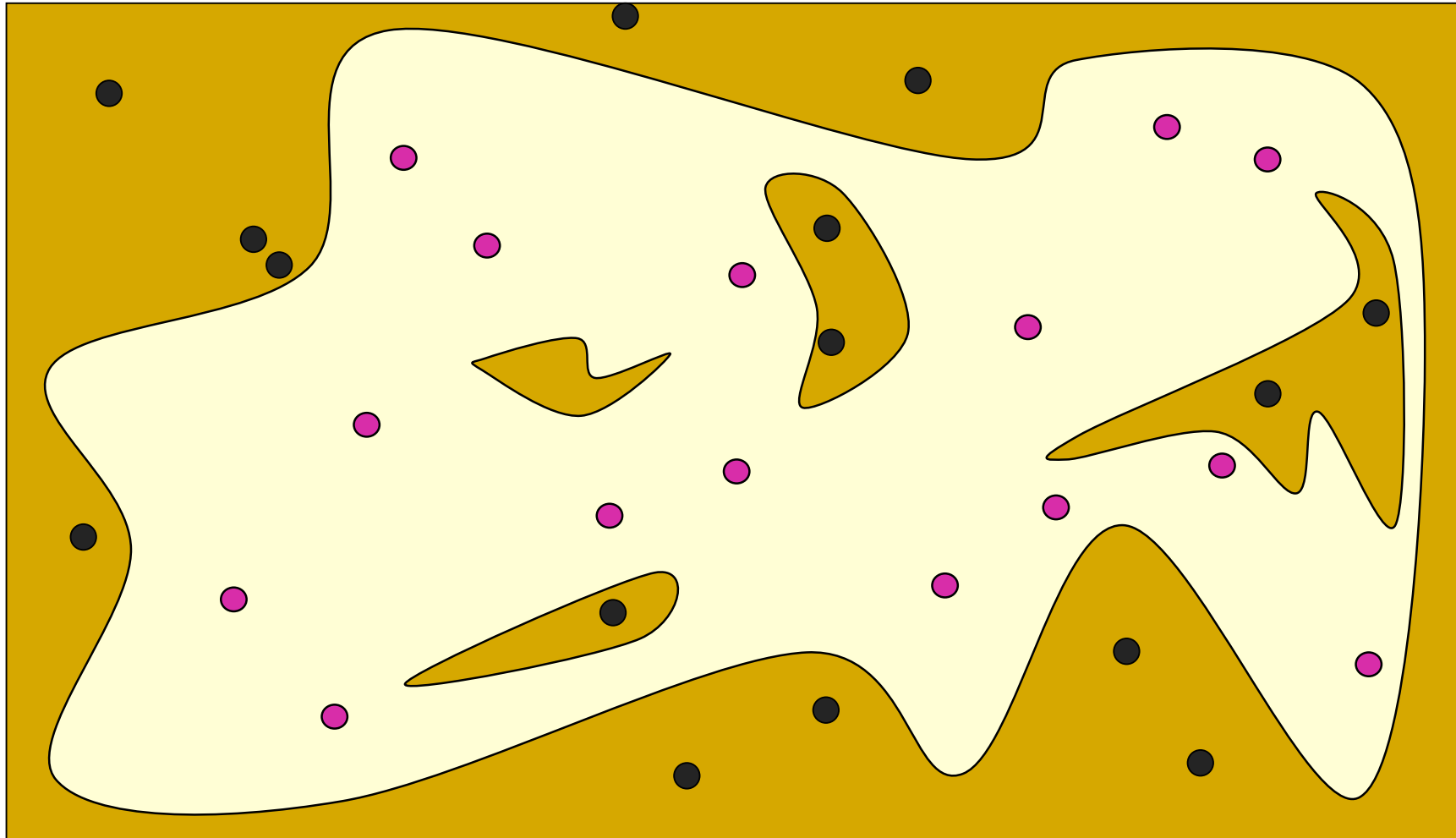
1. PRM(Probabilistic Roadmap)

在位形空间坐标系中随机取点



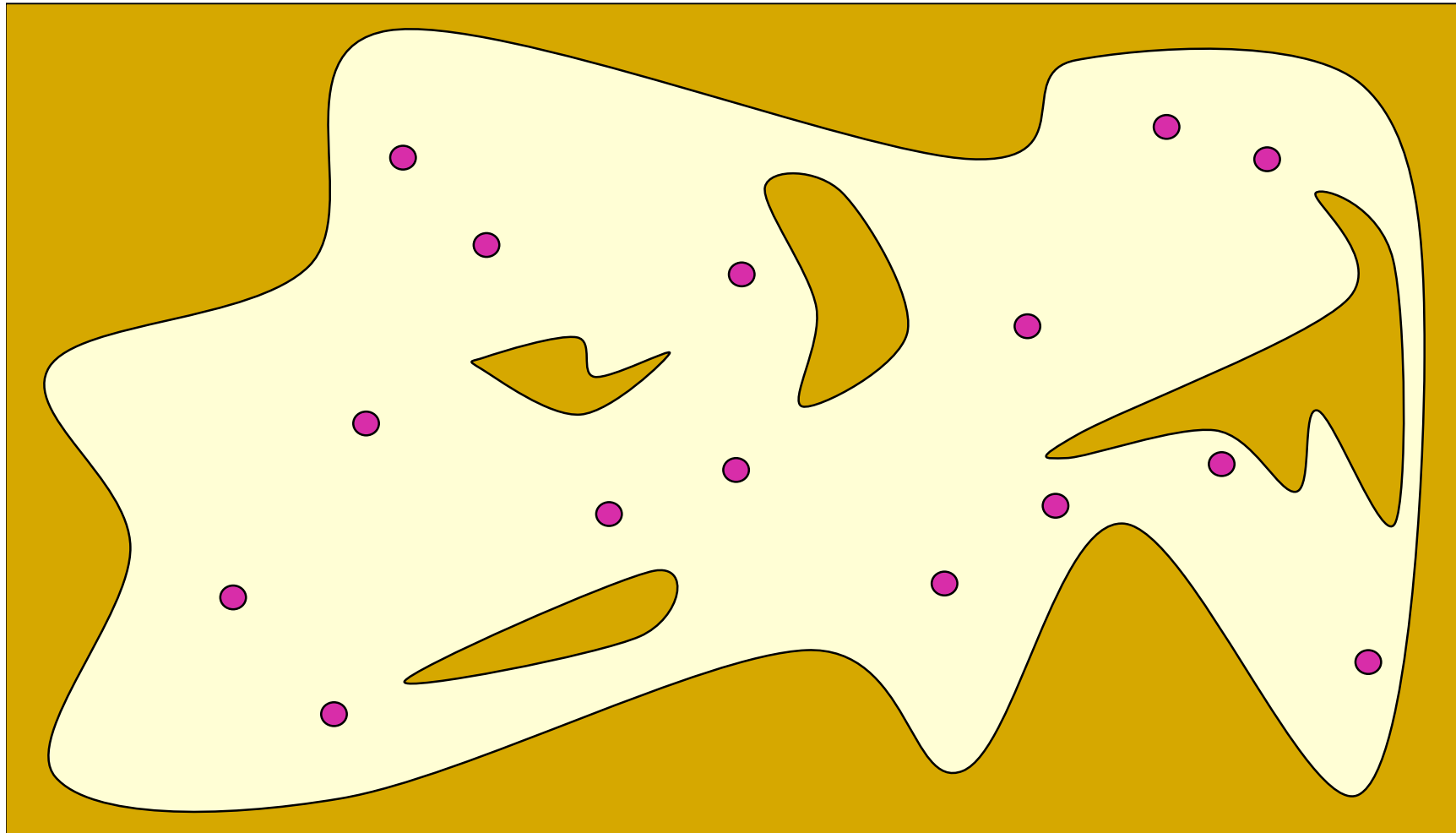
1. PRM(Probabilistic Roadmap)

对采样的姿态进行碰撞检测



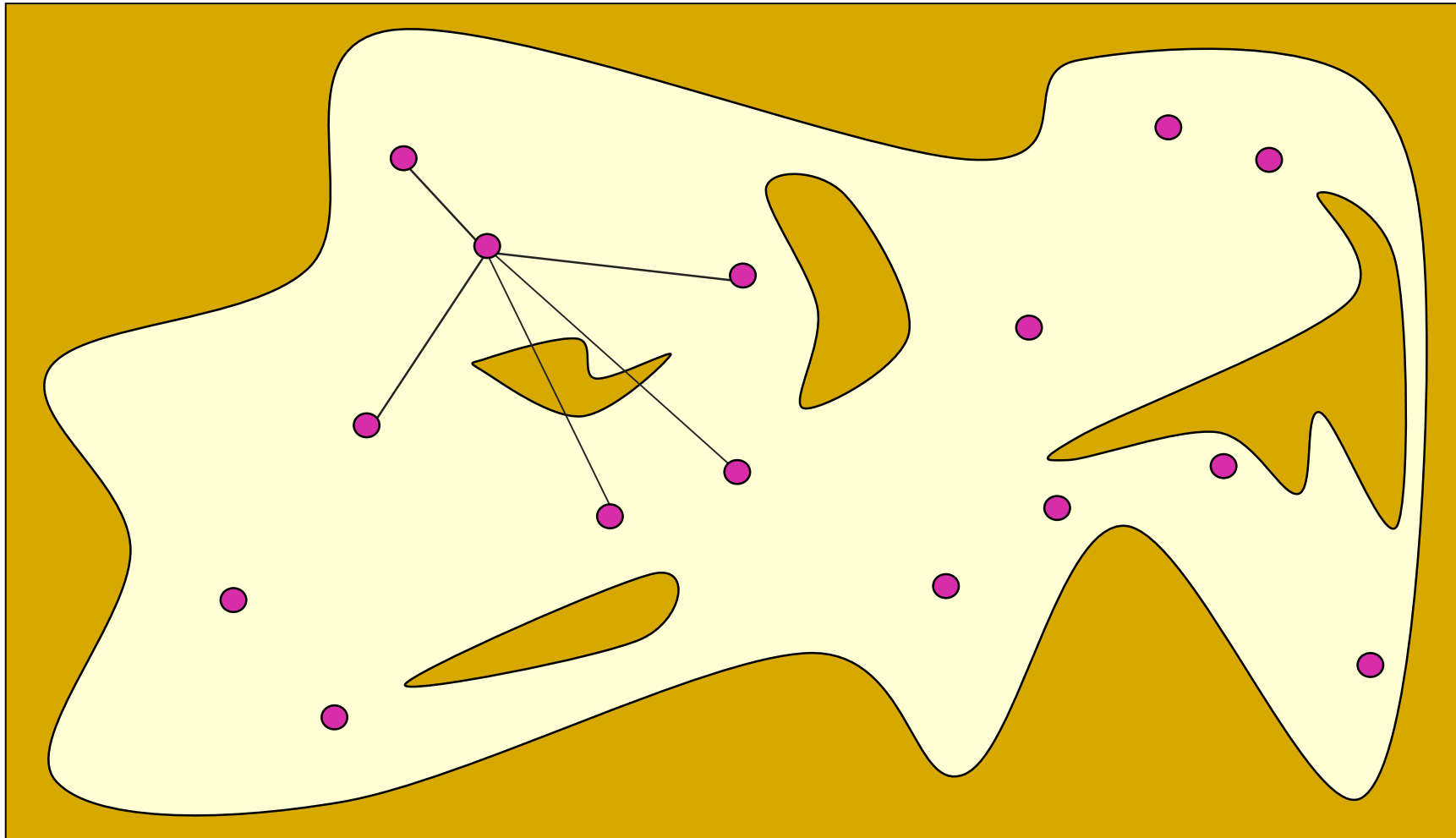
1. PRM(Probabilistic Roadmap)

无碰撞姿态成为图节点



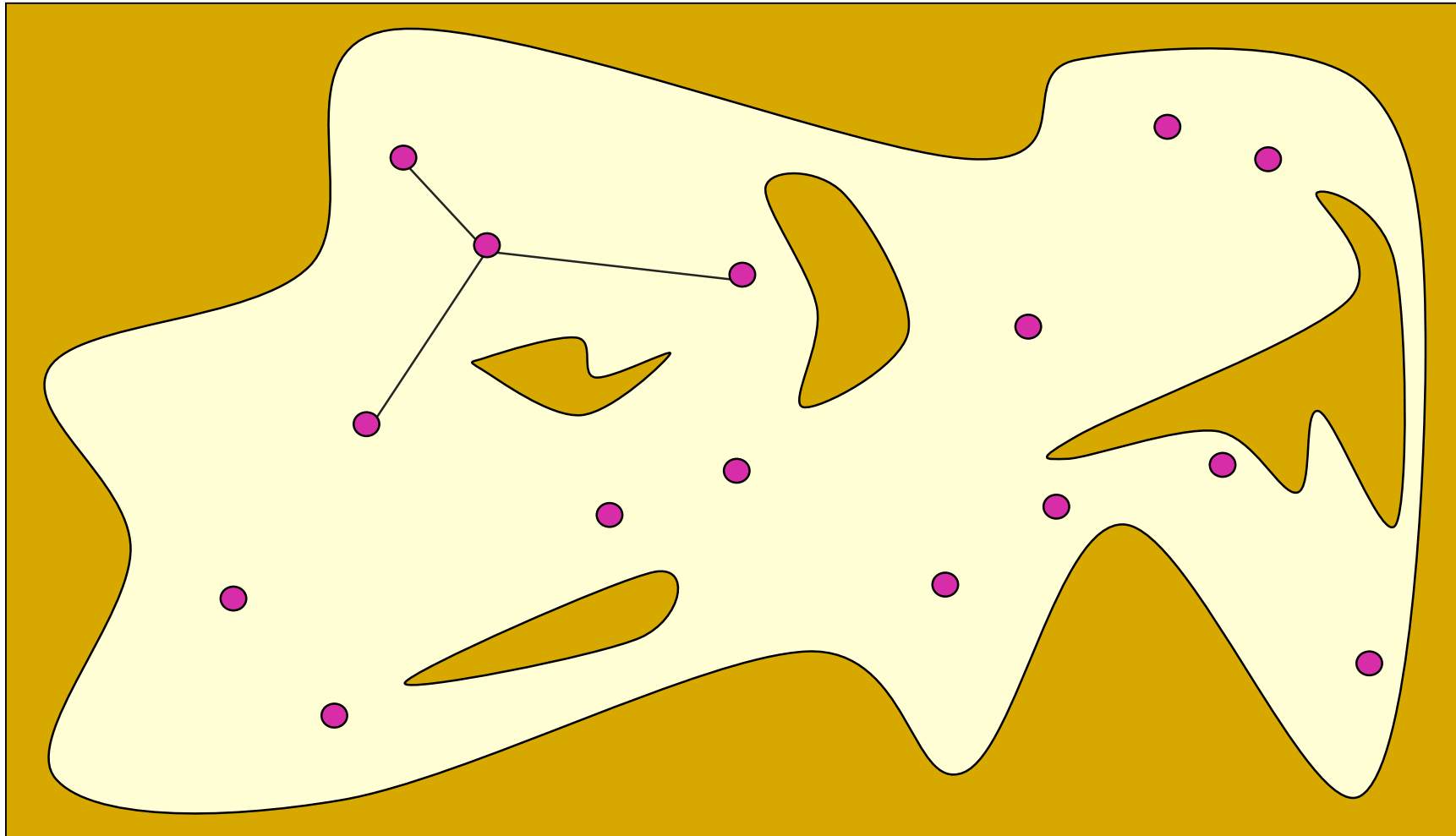
1. PRM(Probabilistic Roadmap)

每个图节点和其最近相邻的 k 个节点直线连接



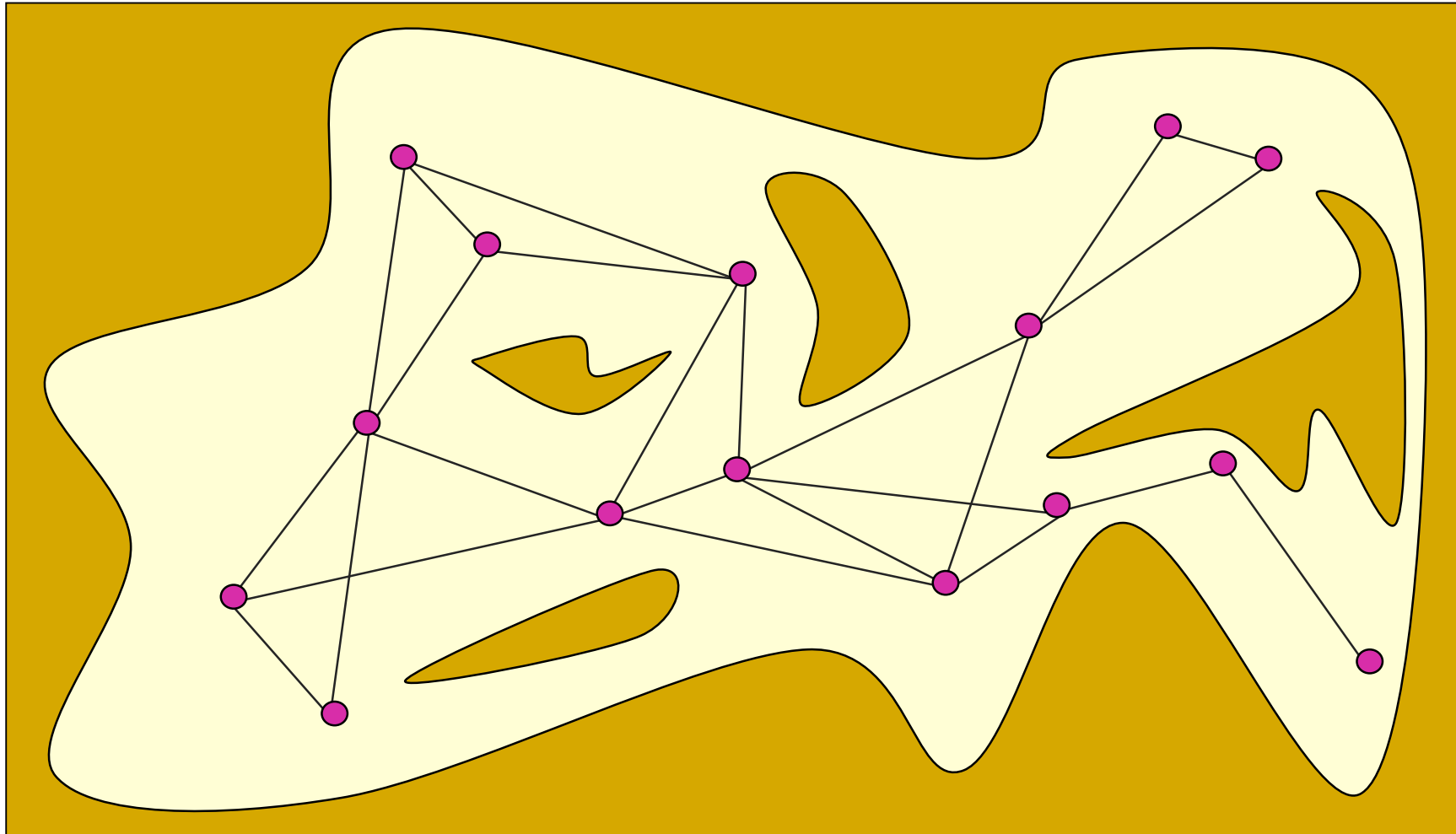
1. PRM(Probabilistic Roadmap)

保留无碰路径为图的边



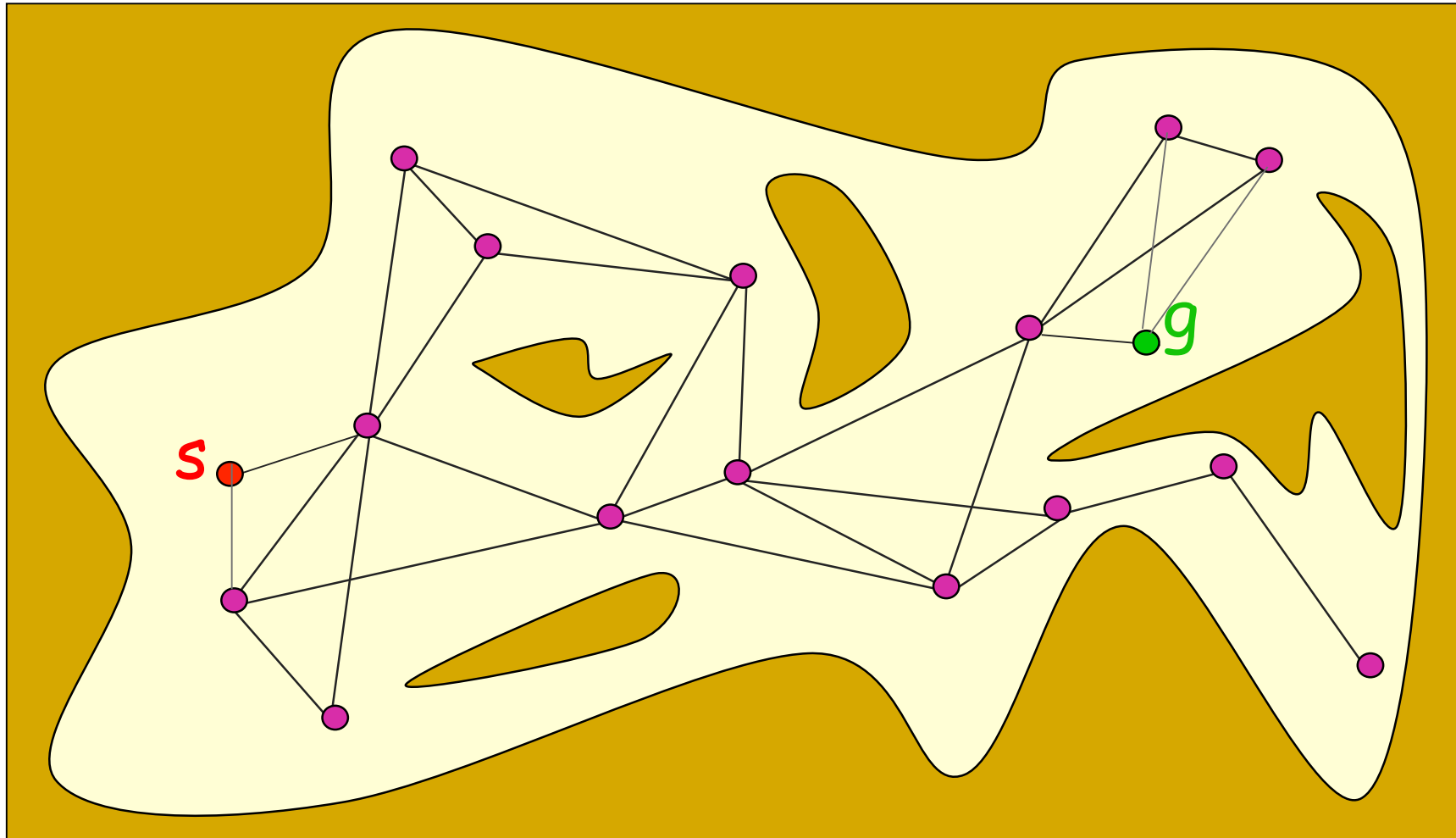
PRM(Probabilistic Roadmap)

构成自由位形空间中的Roadmap



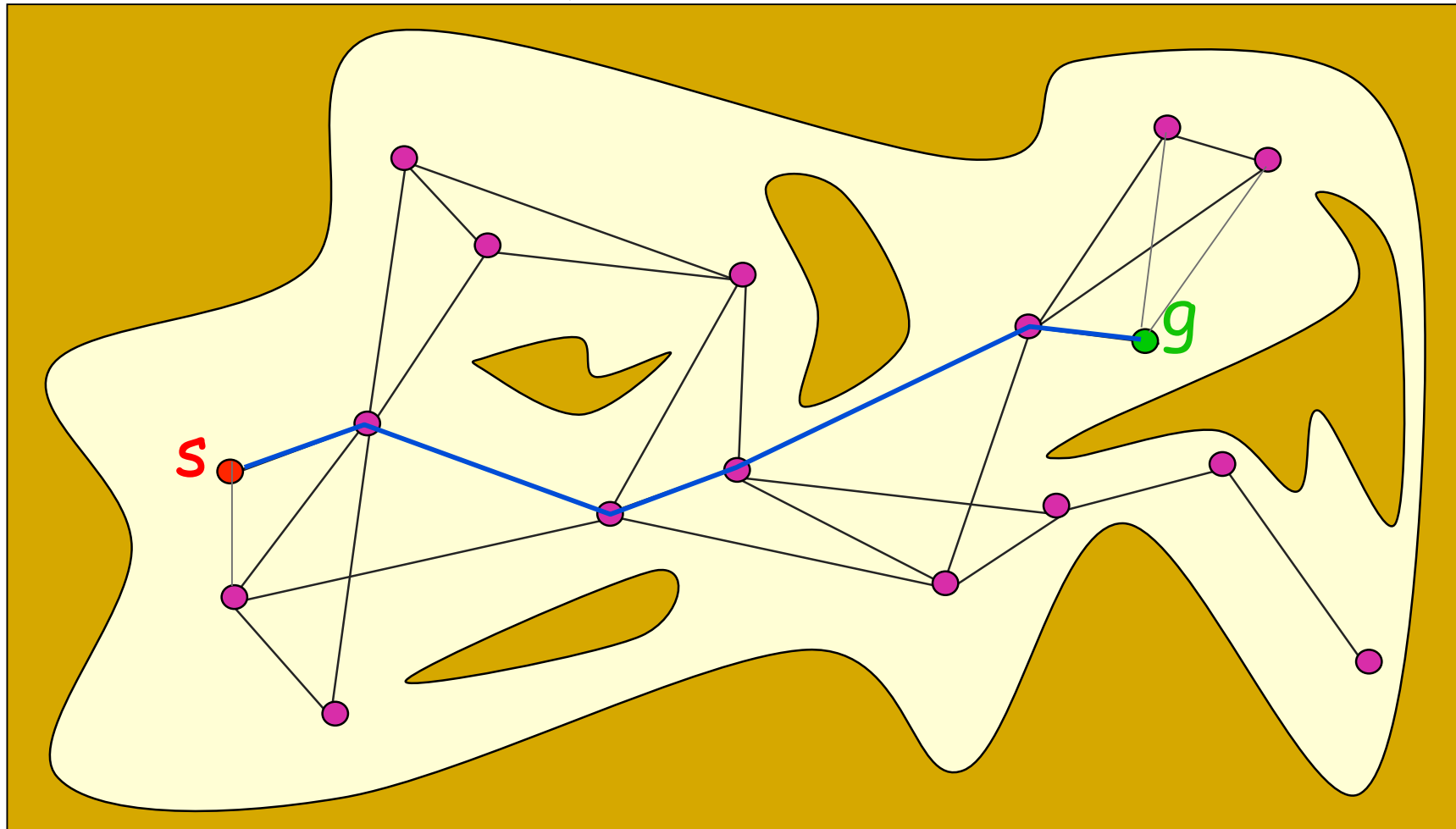
1. PRM(Probabilistic Roadmap)

加入起始点和终止点



1. PRM(Probabilistic Roadmap)

在PRM中搜索一条从起始点到终止点的路径



Algorithm 6 Roadmap Construction Algorithm

Input:

n : number of nodes to put in the roadmap

k : number of closest neighbors to examine for each configuration

Output:

A roadmap $G = (V, E)$

```
1:  $V \leftarrow \emptyset$ 
2:  $E \leftarrow \emptyset$ 
3: while  $|V| < n$  do
4:   repeat
5:      $q \leftarrow$  a random configuration in  $\mathcal{Q}$ 
6:   until  $q$  is collision-free
7:    $V \leftarrow V \cup \{q\}$ 
8: end while
9: for all  $q \in V$  do
10:   $N_q \leftarrow$  the  $k$  closest neighbors of  $q$  chosen from  $V$  according to dist
11:  for all  $q' \in N_q$  do
12:    if  $(q, q') \notin E$  and  $\Delta(q, q') \neq \text{NIL}$  then
13:       $E \leftarrow E \cup \{(q, q')\}$ 
14:    end if
15:  end for
16: end for
```



PRM需要考虑的几个问题

- 随机位形如何选择
- 如何寻找最近邻点
- 如何生成局部路径
- 如何检查路径无碰
- 如何进行路径优化




PRM

○ 优点:




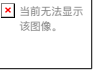





- 简化了对环境的解析计算，可以快速构建得到行车图
- 适用于高维度自由位形空间中的规划
- 是一个完备的路径规划方法

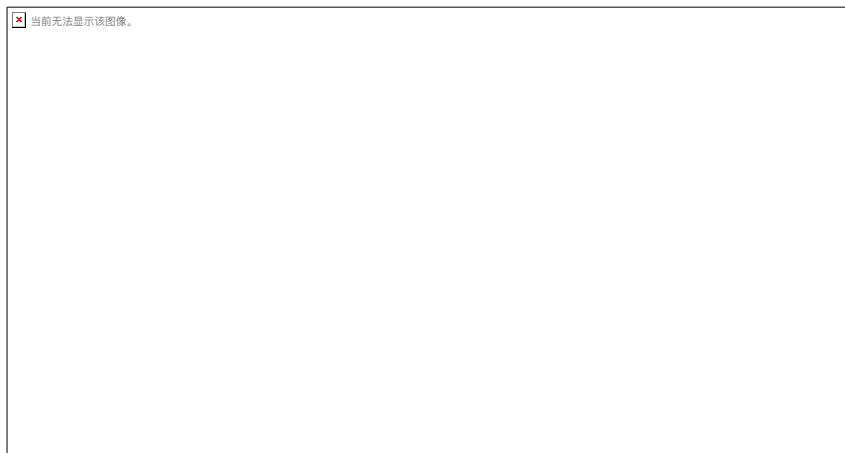
○ 缺点:

- 对自由空间连通性表达的完整性依赖于采样次数
 - 从算法通用性上来讲难以评估需要多少时间做充分采样
 - 不考虑机器人执行的可行性
- 








2. RRT(Rapid-Exploring Random Tree)

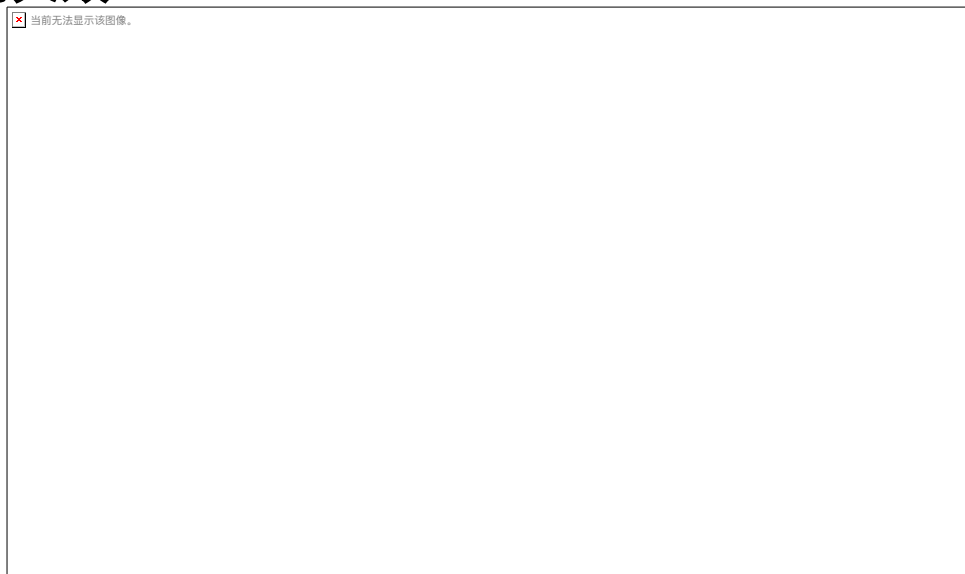
○ 基本思想：

- 在状态空间中，以运动规划初始状态  为根节点，建立搜索树
- 循环以下步骤，完成树的扩张过程：
 - 在状态空间中，随机采样一个状态，用于引导搜索树的扩张，称为 
 - 在现有的搜索树上查找与  距离最近的节点 ，以  和  构建新的输入 u ，以  作为当前状态 x ，根据系统状态方程 ，得到下一个状态即搜索树的扩张节点 ；



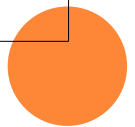
2. RRT(Rapid-Exploring Random Tree)

- 对  进行碰撞检测，如果无冲突，则将  加入到搜索树中，实现扩张；
- 判断  是否满足以下两个扩张终止条件，满足任意一个可终止，否则继续循环扩张搜索树：
 - 如果  为运动规划的目标状态  ，则返回Success；
 - 搜索树的规模已经够大，循环次数达到上限，可以断定没有可行路径，则返回Fail；
- 如果收到Success则规划成功，返回从初始状态  到  的树的节点路径；否则规划失败。



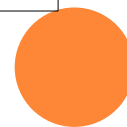
2. RRT(Rapid-Exploring Random Tree)

当前无法显示该图像。



RRT

 当前无法显示该图像。



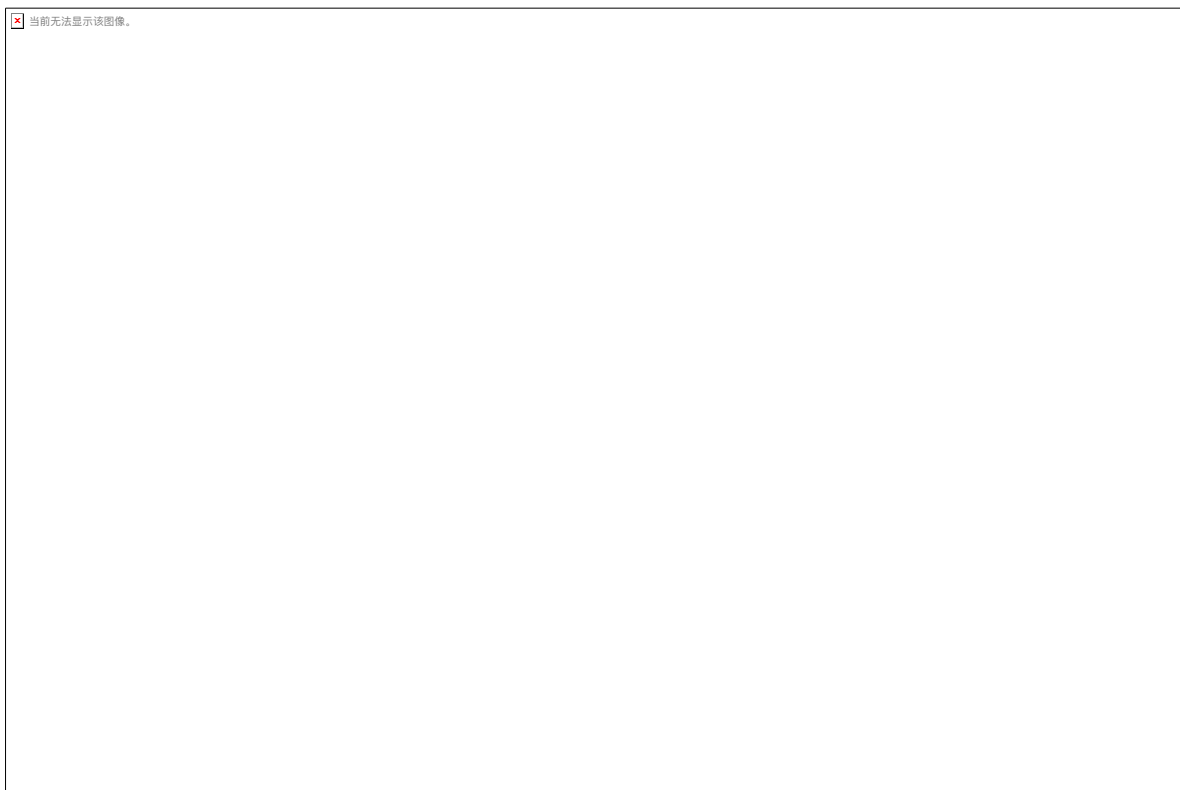
2. RRT(Rapid-Exploring Random Tree)

- 影响规划收敛速度的三个步骤
 - 随机状态的采样
 - 在搜索树中查找与随机状态距离最近的节点
 - 新生成节点的防碰检测

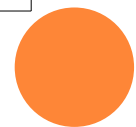


RRT改进1

- 针对问题：RRT扩张偏向状态空间未探测部分，但不是偏向目标点，当环境复杂时计算效率低
- 双向搜索Bidirectional-RRT



BIDIRECTIONAL-RRT / RRT_CONNECT

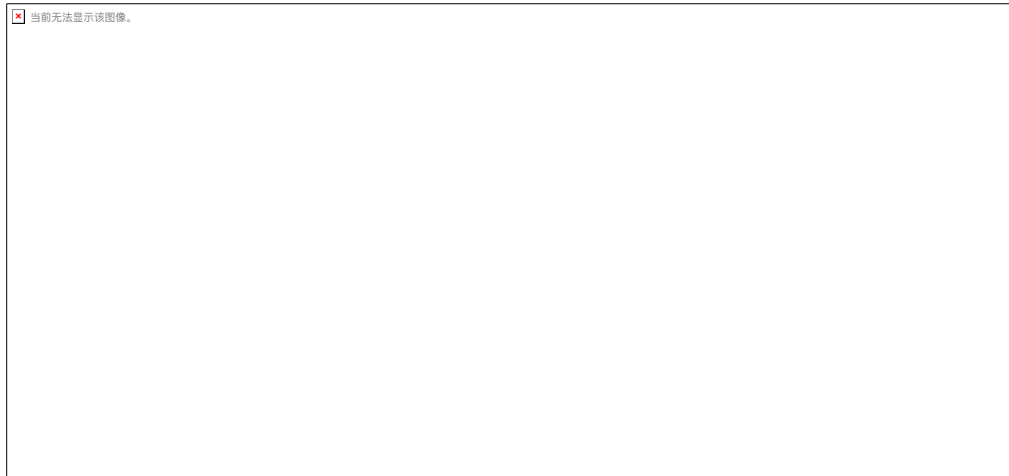


BIDIRECTIONAL-RRT / RRT_CONNECT



RRT改进2

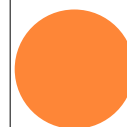
- 针对问题：随机性小步扩展导致路径曲折，成本高
- RRT*：为实现渐近最优，考虑路径成本
 - 寻找树中新节点邻域内到新节点路径最短的节点，建立连接，加入树集合
 - 对树中新节点邻域内节点进行判断，如果从新节点到该节点形成的路径优于现有树中路径，则将该节点父节点修改为新节点



 当前无法显示该图像。



 当前无法显示该图像。




分辨率完备与概率完备路径规划方法比较

○ 空间离散采样：

- 分辨率完备是基于解析计算的姿态空间分解
- 概率完备是基于随机采样生成连通图或者树

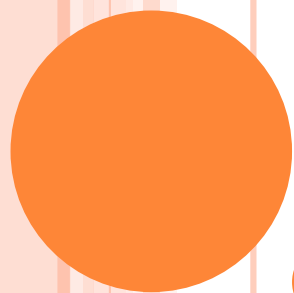
○ 位形空间连通性表示：

- 分辨率完备完全表达了自由空间的连通性，高维情况下计算负担重
 - 概率完备方法是近似表达了连通性，但计算快速，只需要计算单个机器人姿态是否存在碰撞，其效率与碰撞检测模块效率相关
- 

要求掌握内容

- 什么是位形空间？位形空间与工作空间的区别？如何从工作空间生成位形空间？
- 什么是路径规划的完备性？分辨率完备和概率完备的区别是什么？
- 各个路径规划方法的基本思想、实现方法和优缺点





END !