实验方案

第零部分，实验环境和方案介绍

1. 对任务环境和实验条件做详细说明
2. 详细说明无人机群的运动特点，参考Cooperative Path Planning for Heterogeneous Unmanned Vehicles in a Search-and-Track Mission Aiming at an Underwater Target
3. 详细说明目标群体的运动特征，参考A Cooperative Multi-Agent Probabilistic Framework for Search and Track Missions。

第一部分，验证算法自身的有有效性和稳定性

1. 算法的创新性能
   1. 全局搜索能力验证，金字塔图层不同权重的分析

2V0，分析不同权重下的覆盖率情况，分析权重对搜索的影响，配上粒子收敛图，迭代时间

* 1. 全局跟踪能力验证，详细说明基于动力学模型的任务分配方案，分析跟踪因子的影响

2V1，在默认金字塔权重下，分析搜索跟踪情况，是否能够正确的完成基于力学的任务分配,分析异构无人机的优势

2V1，两架低速，两架高速，一架，一架高速

（c）w1,w2验证

1. 算法本身的鲁棒性
   1. 动态目标，目标的出现和消失

6V2，V3, V4,

* 1. 新无人机的加入与退出

6V6,8V6, 10V6, 10V7

第二部分，验证本算法与蚁群算法和线搜索算法的优越性

3V2，

1. 完成度

成功搜索到目标，以及花费的步骤

1. 搜索跟踪效率

跟踪目标的成功性，以及搜索的覆盖率

4.2. The Convergence of DPSODPP Algorithm

搜索前期，覆盖率呈线性增长，三架无人机向不确定度高的区域进行搜索，为了最大化搜索效率，三架无人机的路径没有重叠区域。随着时间的推移，被搜索过的区域其不确定度从零开始不断增加，到500步后，最初被搜索过的区域不确定度达到最大，重新变成未探索状态，因此再500步后，搜索覆盖率达到一个峰值，随后的过程中，无人机群继续往当前时刻不确定度高的区域进行搜索，因此覆盖率处于一个动态平衡的状态。

然而，无人机群的搜策略直接影响平衡态覆盖率的表现。图示反应了不同策略下无人机群的覆盖率。当只使用最底层地图时，粒子的适应值只包含了当前栅格的不确定度信息，容易导致粒子群只收敛到局部的最优解上，这使得无人机被困在局部进行反复搜索，降低了覆盖率。使用多层地图时，由于高层地图的信息是由底层地图经过卷积操作得到的，单个栅格内的信息融合了局部的信息，使得高层地图能够反应栅格局部的信息。这一操作使得粒子在计算适应值时不仅考虑到当前栅格的不确定度，也考虑了其周围一定范围内的栅格不确定度，使得粒子群能够跨过局部最优解，使得无人机能够搜索更大范围的区域，从而提升了无人机群的搜索效率。值得注意的是，高层地图由于其综合了底层的图像信息，因此相邻栅格的信息是同质化的，因此高层地图不能很好的体现栅格的差异性，更多的是反映区域的不确定性，因此高层和底层的信息权重需要根据使用情况而设定，图反应了不同权重下，无人机群的搜索表现。

4.2. tracking analysis of DPSODPP Algorithm