## 基于高斯过程回归的自适应权重分解多目标优化

### 摘要：

在基于分解的算法中，使用一组预定义的权重向量维护种群多样性，这些向量通常在单位单纯形上均匀采样。但是，当问题的帕累托前沿不是超平面而是更复杂时，最终解集的分布将不会那么均匀。在本文中，我们提出了一种自适应方法，根据估计的Pareto前沿的几何形状，周期性地重新生成基于分解的多目标算法的权向量。特别是，帕累托前沿是通过高斯过程回归估计的。通过对一组均匀分布在估计的Pareto前沿上的点进行采样，可以重建权重向量。

### 介绍：

现有的进化多目标优化（EMO）算法通常分为以下主要类别：基于Pareto的算法[6，27]，基于分解的算法[21，22]和基于指标的算法[2，26]。

基于分解的多目标进化算法（MOEA/D）[23]是最流行的基于分解的EMO算法之一。使用一组权重向量将MOP分解为许多单目标优化问题（SOP）。通过同时优化SOP，可以实现原始MOP的Pareto最优解。同时，通过在单位单纯形上均匀采样的一组预定义权重向量来维护种群多样性。因此，当PF的几何形状为超平面时，所获得的解将均匀地分布在PF上。但是，当PF比超平面复杂得多时，由MOEA /D获得的最终解集的分布将不太均匀[17，19]。

为了产生帕累托自适应的权重向量。 [10]提出将PF拟合到对称流形中，该流形可以表示为（fp 1 +··+ fp m = 1），其中p是使用外部档案中的非支配解估计的。然后将权重矢量采样到歧管上，以最大化超体积（HV）指示器[28]。但是，当PF不对称或不连续时，此方法会退化。另外，HV指示器对参考点很敏感，可能无法选择均匀分布的权重向量。 Gu等。采用分段线性插值方法[9]，使用当前的非支配解来近似PF。通过对估计的PF进行采样，可以定期更新权重向量。该方法的缺点是分段线性插值法可能会导致溢出，因此会受到当前非优势解决方案中异常值的影响，尤其是在优化的早期阶段。而不是基于曲线的方法，在[17]中提出了一种自适应权重调整方案，以在优化的后期动态地调整权重。周期性地，去除密集区域中的权重向量，并在稀疏区域中生成新的权重向量。维持一个永恒的种群以检测密集区域和稀疏区域。 Tis方法有助于人口多样性。最近，在[19]中开发了一种基于偏好的协同进化算法。在搜索过程中，权重向量与总体共同演化，以有效地将搜索引导至PF。但是，在选择权重以求生存时，不会考虑最终解集的均匀分布。在本文中，我们提出了一种基于分解的EMO算法的自适应权重生成方法。主要目标是帮助算法获得均匀分布在PF上的最终非控制解集。具体而言，在优化过程中，使用高斯过程（GP）回归来估算MOP的PF。通过使用多样性促进策略在估计的PF上选择一组均匀分布的样本，可以重新生成权向量。与现有的基于曲线拟合的方法不同，GP回归可以学习具有更复杂几何形状的PF。此外，将当前非支配解的离群值视为噪声训练样本，并且可以学习相对平稳的函数。使用GP回归的自适应权重生成方法已集成到MOEA / D中，并与具有不同固定权重向量的两个MOEA / D变体进行了比较，以解决一组具有不同PF几何形状的测试问题。实验结果表明了该方法的有效性和鲁棒性。本文的其余部分安排如下。第二部分讨论了本文的背景知识和动机。第三部分介绍了针对基于分解的EMO算法提出的自适应权重生成方法。 Tereafer的第4节和第5节分别介绍了实验设置和结果分析。最后，第6节讨论了结论和未来的工作。