# 摘要

传感器调度问题是随着时间变化选择要激活的传感器的数量和组合。我们的目标通常是权衡跟踪性能和传感器使用的花费。我们规格化这个问题为涉及多个目标的部分可观马尔可夫决策过程，并以此制定非短视的传感器调度方案。我们的方案集成了持续多传感器联合概率数据关联和对belief-state的粒子滤波估计并且使用一种称为完全可观的Rollout算法的基于仿真的Q值近似方法。我们通过一个具有多个传感器同时激活的来跟踪多个目标的例子来说明我们方法的有效性。我们还研究了利用我们的非短视的方案权衡跟踪误差和传感器使用成本。

关键词：传感器调度;随机动态规划;多目标跟踪;部分可观马尔可夫决策过程;粒子滤波

# 1简介

传感器调度的目的是根据时间选择激活的传感器的数目和组合。一个典型的目标是权衡跟踪性能和传感器的使用。传感器调度问题在参考文献［1-3］中被定义为为了减少瞬时估计误差或最大化信息增益的优化问题。由于这些方案只考虑了瞬间的表现，他们被认为是“短视”的。非短视的传感器调度注重运用随机动态规划算法可以获得更好的收益，例如在[4-6]中。

为了包括对长期性能的考虑[4,5]，我们规格化传感器调度问题为一个部分可观马尔可夫决策过程（POMDP）。在POMDP架构的基本过程[7,8]是一个可控的马尔可夫过程。POMDP的传感器调度决策过程是基于递归计算belief state、给出观测历史的基本状态和传感器调度动作的后验分布。通常，对于belief state的解析计算是不可能的。在本文中，我们采用了结合了两种技术：对于belief-state 的粒子滤波估计和通过”lookahead”进行决策制定的基于仿真的Q值近似的蒙特卡罗方法。粒子滤波[9,10]是一种用于belief state估计的蒙特卡罗方法。在每个时间步骤中，粒子滤波的输出是一组用来代表当前的belief state的粒子（采样）。这种基于模拟的Q值近似方法在当前的belief state使用蒙特卡罗模拟来评估被用来选择最佳的动作的候选行动的预计累计成本作为Q值的近似值。由于粒子滤波提供了一组对Q值近似方法初始化估计的粒子，这两种技术在我们的方法中可以自然结合。

由于POMDP的规格化我们方法可以同时考虑长期收益和短期收益。此外，因为它是一个蒙特卡洛方法，它不依赖于解析易处理性，因此，它可以合并复杂的目标动态和传感器模型。

在我们以前的工作[11-13]中，粒子滤波和policy rollout（一个基于仿真的Q值近似方法）被应用到激活单个传感器对于单目标跟踪的场景。这里展示的工作是将我们以前的工作扩展到多传感器多目标的情况。 （[14]提出了这项工作的初步版本）这个扩展解决了一些新的问题。在belief state估计，采用数据联合问题来决定目标与观测的关联，以及通过传感器数据融合问题来合并来自多个传感器的信息。我们开发了一种可以结合多传感器数据融合、多目标数据关联和粒子滤波跟踪技术的创新的跟踪算法，。对于决策制定，我们开发了一个称为完全可观的rollout（CO-rollout）的policy rollout算法的变种,。在本文中，问题规格化和传感器模型与文献[11-13]中的不同。我们使用这里的算法研究跟踪误差和传感器的使用成本之间的权衡。

我们的实验至多激活四个传感器中的两个来跟踪两个目标。结果验证我们对于多传感器联合概率数据关联（MS-JPDA）和粒子滤波跟踪算法的集成可以正确地工作，这表明我们的Q值近似法在混杂的传感器网络中可以有效提高总成本，并且展示了跟踪性能和传感器的使用成本之间的权衡。

# 2问题公式化

一个POMDP [7,8]是由它的状态空间X,动作空间U，观测空间Y，状态转换律（X，X’∈X，u∈U），观测律（Z∈Y），初始状态分布P⁰，和一步成本函数r（X，u）指定。它基本上是一个马尔可夫决策过程（MDP），其中状态空间仅仅是通过L部分可观的。

在初始时刻,初始状态X⁰服从已知的分配P⁰，一个POMDP演变如下。在时间步骤k中，该系统的状态是值和观测是已知的。然后选择一个动作会产生一个花费。在此之后，系统根据转化律，和由观测率随机生成观测

由于状态是不能直接观测到的，一个POMDP保持跟踪belief state ，被定义为，以观测和操作历史记录为条件的状态的后验概率分布条件的。这里的目标是要基于 belief state ，从一组可用动作U（）选择一个动作使得预期总成本最小化。策略定义为从belief state 到动作的映射的序列。

让预计总成本从初始belief state 开始并且使用策略,经过H步后得到，其中，以及期望由所有可能的状态和观测序列接管。这里的目的是为了找到最佳策略最小化。

我们定义在状态采取动作u的花费为.则在belief state 采取动作u的Q值是

其中是开始于下一个belief state 经过 H -k-1的时间步长的最佳值。贝尔曼对于POMDP问题的最优律表明最低期望总成本是由给出，并且，在第k步选择动作是最优的。因为一个动作的Q值总结了采取这一动作的未来成本，贝尔曼的原则产生了称为”lookahead”的控制方法。

当H很大的时候，最佳的策略可以被假定为静止的。在这种情况下，最佳的策略可以被近似为在每个步骤中仍然剩余H步。因此，最佳的操作是由下式给出

（2）

这种方法被称为receding horizon control。由此产生的最优策略在当前的belief state下选择在h步之后最小化Q值的动作。

在这里所研究的传感器调度的情况下，有M个传感器分布在传感器区域内跟踪T个目标。中央控制器收集并且处理来自这些传感器的数据，并管理传感器的激活状态。我们的目标是选择可以折衷跟踪精度和传感器使用的传感器的数量和组合。我们规则化POMDP如下。

## 2.1系统状态，动作和状态转换律

系统状态向量包含T个目标的状态，M个传感器的状态，和滤波器的状态。在时间步骤k中，系统状态被写成

在这里，是目标的状态，其中包括该目标的位置和在笛卡尔坐标系下的速度。向量元素是传感器的激活状态。如果传感器在时间步骤k中激活，那么= 1;否则 = 0。滤波器状态可以描述任何用于belief state估计的滤波器。由于传感器调度的目标是要权衡传感器成本与跟踪误差，我们所需要滤波器的状态来估计跟踪误差，并且选择用于观测的传感器。在本文所考虑的特定设置下，滤波器是一个粒子滤波器，并且包含N个粒子，每个粒子是目标状态的一个采样

动作是一个M维的向量，其中， = 1或 = 0来指定第m个传感器在时间步骤k+1是否激活以生成在时间k+1基于系统状态的观测。

状态转换律是由状态动态值定义，其中代表在状态转化过程中的随机性。如果我们假设目标独立地移动，则状态动态可以分解成每个目标的状态动态、传感器的状态转变和滤波器的状态转变

传感器状态转换是由给出。滤波器状态的进展是由第3.1节的粒子滤波算法唯一定义

在此例中使用的目标运动模型是具有高斯不确定性加速度的近匀速（NCV）模型[15]：

这里的噪音和分别表示目标i在x和y方向上的加速度不确定性。我们假设它们是独立的并且服从均值为0的高斯。

## 2.2单步成本

一步成本结合了目标跟踪误差和传感器的使用成本。在我们的实验中，我们使用

在这里，为目标i的由滤波器状态决定的估计位置，和分别表示上述传感器m的操作成本（每步）和开始/停止成本，是用来调整跟踪误差和传感器成本的相对重要性的权重因子。我们在第4节探讨改变的效果。

## 2.3 观测和观测律

观测律取决于传感器模型。我们使用控制跟踪和数据合并的相关联的传感器模型[16]，在该模型中，每个传感器测量由若干观测组成。这些观测既可能是从既定目标有效的测量，或是来自杂波或者目标逃脱的误报。整体观测是来自所有激活的传感器的观测的集合，并且每个传感器扫描可以输出多个观测。假设在时刻k，传感器m的输出的包括个观测，整体观测可以写成

连接每个传感器的是一个覆盖区域。在每个覆盖区域中，测量的质量与目标和传感器之间的距离相关。设表示目标i和传感器m之间的距离。如果或，传感器m不生成来自目标的任何观测。否则，传感器m生成基于目标的状态和检测概率的至多一个测量。

每个单独的观测包括目标或者错误警报的距离，角度和距离变化率。如果由目标生成，然后它取决于目标的如下的状态：

其中，

在这里，和是传感器m的（X，Y）位置，，和代表测量噪声，假定为零均值的高斯。由于测量方差与1 / SNR成比例，并且SNR与成比例[17]，方差，，和正比于。

我们假设误报的数量是具有参数（利率）β的泊松分布。在空间上，误报在整个监测体积上均匀分布。

# 3. POMDP解决方案

我们的传感器管理控制器应用了一个近似解决了传感器调度POMDP问题的策略。在每个决定步骤，控制器从传感器系统获取观测，并产生一个动作来控制下一时间步骤激活的传感器。控制器由两部分组成：一个是“跟踪器”获得观测和输出belief state估计，另一个是“传感器选择器”，获得belief state估计，输出传感器调度动作。

对于跟踪器，在某些情况下，belief state可以通过分析得到的。例如，如果转换法和观测法是线性并且噪声是高斯，卡尔曼滤波提供了一种计算belief state的分析解决方案。然而通常，线性高斯假设不成立，使得不可能获得分析解决方案。粒子滤波是一种可应用于许多非线性非高斯系统估算belief state的蒙特卡罗跟踪算法。如果粒子滤波被用作跟踪器，我们可以做的最好的实现一个实际可行的策略的方法是映射粒子滤波的输出（即滤波器状态）到动作。

对于传感器选择器，策略根据目标函数指出在当前滤波器的状态下近似最好的要激活的传感器。根据在"lookahead"方法中的（2），最优动作是一个在未来一段时间内使得Q值最小的动作。因此动作选择器的关键任务是Q值估计。通常，Q值是很难计算的，尤其是对具有巨大状态空间的问题，如目标跟踪问题。这导致了一个蒙特卡洛（基于模拟）Q值近似方法。

由于粒子滤波和基于仿真的Q值近似都是蒙特卡罗方法，他们可以自然地结合。粒子滤波提供在Q值估计中的蒙特卡罗模拟的的起点的采样，同时Q值近似方法提供粒子滤波预测新粒子的动作。

## 3.1粒子滤波用于belief state 估计

如果我们忽略控制变量，在每一步belief state可以使用贝叶斯滤波更新，更新分为两个步骤：预测和更新[9,10]。POMDP的特点是在状态转移律和观测映射中的控制变量u。预测步骤由下式给出[18,19]

（6）

更​​新步骤由下式给出

（7）

粒子滤波是上述通过蒙特卡罗模拟的最优递归​​贝叶斯滤波的实现。此方法使用一组N个粒子（采样）来近似belief state。在我们的问题中，只有系统状态（）中的目标状态部分（）的需要被估计，所以每个粒子代表目标的状态：。这里是狄拉克函数，是粒子的重要性权重。

在粒子滤波中，当新的观测变得可知时，滤波器状态递归更新。有许多粒子滤波算法的变中。我们使用重要性重采样（SIR）算法（也称为标准粒子滤波）。在SIR中，滤波器状态更新分为三个步骤完成。首先，根据之前的粒子通过运动学先验分布，对采样产生新的粒子。然后，根据其与观测的吻合度更新粒子权重：

最后，重采样步骤防止粒子退化。

在我们以前的工作[11-13]中，我们在单传感器单目标跟踪中使用了SIR粒子滤波算法。对于多目标跟踪，有一个数据关联的问题：确定哪个观测与哪个目​​标相关联。这个问题来自于相关的测量模型，为了相关练得目标和观测配对，在目标状态上的观测依赖性必须明确给出。在粒子滤波上，这个问题是在多目标的情况下不能直接从得到。为了解决这个问题，我们用联合概率数据关联（JPDA）算法。在JPDA中的目标观测的关联假说的概率计算为已知的目标观测配对提供了和观测律之间的良好联系[20]。

我们首先考虑单一传感器的情况（假设它是传感器m）然后在后面包含多传感器数据融合。设，是所有可能的关联假设。假设的数目，，是由目标数量T和观测数量决定。设是根据关联假设 对于目标在中的观测索引，而0意味着有检测到目标。未分配到任何目标的观测被认为是误报。使用全概率定理，可以计算如下：

（8）

在JPDA中，概率，使用下式计算得到

（9）

这里和分别是在关联中误报和侦测到目标的数量，的是从目标获得观测的可能性，它是由测量噪声的分布来确定的。（见第6章中[21]的细节和例子。）对于2.3节中的传感器模型，从目标在传感器上得到观测的可能性由下式给出

，

（10）

如果多个传感器被同时激活，需要应用多传感器融合来提高跟踪精度。从JPDA扩展到并行执行的多传感器JPDA（MS-JPDA）的扩展由[22]给出。后来，对持续MS-JPDA [23]进行了研究，并已证明其在跟踪性能方面是比并行计算更高效性能更优越。在持续MS-JPDA中，每次只有一个传感器的观测被解析。在每个传感器读数后，JPDA和卡尔曼滤波被用来计算中间belief state估计，然后下一个传感器的观测被用来进一步提高该中间状态估计。在这里，我们融合了持续MS-JPDA和粒子滤波，即在每个传感器读数后我们用粒子滤波而不是卡尔蛮滤波更新滤波器状态

集成持续MS-JPDA和粒子滤波的算法如下：

（ⅰ）初始化。

每个粒子，来自初始分布的采样，并设置，。

（ⅱ）预测。

对于每个粒子，

（a）对于每个目标根据预测

（b）使用下式构造一个新的粒子

（ⅲ）更新权重。

对于每个粒子。

（a）对于每个传感器，使用（8），（9）和（10）计算权重

（b）计算权重。

规一化：对于， 。

（ⅳ）重采样。基于页从选择的N个粒子。

（ⅴ）设，并去预测步骤。

随着粒子的数量变得非常大，则粒子滤波器接近的在（6）和（7）中的确切贝叶斯更新。然而，受限于计算机内存和计算复杂度，在模拟中使用的粒子的数目必然是有限的。这会在测量的方差远小于由粒子分布的方差的时候导致问题。在这种情况下，大部分粒子具有非常小的权重（有时比计算机可处理的最小数更小）除了最接近测量的少数粒子。这就导致在重采样阶段损失粒子多样性。随着时间的推移，跟踪可能会丢失。为了确保跟踪的稳定性，粒子的数目必须足够大以匹配测量精度。对于我们的传感器模型，测量的方差正比于R4并且在一个很宽的范围内变化。当目标非常接近于传感器，需要的粒子数超出了我们的计算能力。我们对于这个问题的解决方案是利用固定数量的粒子（在我们的模拟中是2000）并且轻微的改变似然度计算。如果，其中为在和之间的一些预定义的阈值时，我们在（10）中使用固定，，和（而不是很小，和），人为地增加了粒子的权重和重采样后的多样性。通过这个变化，跟踪器是更稳定，并具有多更小的跟踪误差。

## 3.2 Q值近似的CO-rollout

回想一下，在“lookahead”过程，最优动作最小化中（1）所定义的Q值。有几个可用Q值近似方法[7,24,25]。我们建立在[24,25]给出的“policy rollout”方法。这种rollout的基本思路是，以代替（1）中的，目标函数值与一个基本的策略对应。这个基本的策略应该是对问题的一个合理的启发式策略，并且使得比较容易计算。由于，这种近似给出了真实Q值的一个上界。从这种rollout Q值近似算法所得的策略被定义为

（11）

已经证明，这种策略至少和基策略一样好[25]。

我们使用蒙特卡罗仿真来计算。因为belief state是由一组粒子近似，我们的方法可以利用这些粒子初始化模拟。从每个粒子开始，我们运行未来的仿真：为第一时间步骤应用动作u，并对剩余时间步骤应用基础策略πB。对于行动u的估计Q值通过​​对这些模拟运行的累计成本求均值获得。

对于POMDPs的rollout Q值近似算法，我们需要一种把belief state映射到动作的基础策略，并且我们需要模拟系统在未来响应于从该基策略所产生的动作的演变。这实际实现涉及把滤波器状态映射到行动的基础策略。在我们的例子中，这涉及模拟一个可以随着时间的推移将粒子滤波状态映射到动作的策略（这就是所谓的“rolling out”策略）。考虑到我们需要很多的模拟为每一个候选动作，在仿真中保持跟踪粒子滤波器的状态过于繁重。为了克服这个问题，我们使用了一个把基本目标状态映射到动作的基本策略。在这种情况下，先行模拟仅仅涉及跟踪系统的完全可观测到的版本。我们把这种方法称为完全可观的rollout（CO-rollout）[7]。请记住，我们正在使用的目标状态仅在Q值近似的先行模拟中，而不是在一个真正的控制器的模拟中。对于目标跟踪的应用，CO-rollout基础策略自然是可用，例如，选择最接近真正的目标位置的传感器的方法，路径最近点（CPA）。

因为我们使用CO-rollout近似，并且不跟踪rollout 仿真中的粒子，我们不能用（4）来计算未来的成本。所以有必要使用某种替代成本[7]。为了这个目的，我们使用一个非常简单的跟踪器进行先行模拟。如果传感器m被用来产生目标的测量，这个跟踪器的目标状态估计将从极坐标转换到笛卡尔坐标。该跟踪误差是由方差和给出，它们是，，，的函数。（这种转换在[26]中给出）。当多个传感器被调度以进行观测时，来自这些传感器的目标状态估计通过高斯 - 马尔可夫估计[25]组合，并且方差由和给出。

因为只有径向速度（）是可观的，目标移动的方向（称之为）影响速度（）的估计，因此，影响未来的跟踪误差。从，所得到的在x和y方向上的跟踪误差可以由给出，其中Ts为测量之间的时间间隔。

显然，这简单的跟踪器的跟踪误差不同于粒子滤波。为了保持跟踪误差在传感器的使用成本的贡献中适当，我们需要测量这个简单跟踪器的跟踪误差（具有一个因子γ），使得现在传感器的调度动作的效果适当地反映在Q值近似​​中。总而言之，在先行中的跟踪误差项是由下式近似得到

# 4仿真实验

我们的实验在一个40×40公里的监视区内有两个运动目标和四个传感器（雷达）。这两个运动目标由具有不确定加速度的NCV模型决定。传感器0在该区域的中心，其他的3个传感器到传感器0 的距离为30公里，彼此以120度分离。所有四个传感器具有相同的观测范围，，并且具有相同的启动/停止成本0.1。传感器0比其它传感器使用成本更高，传感器3比其它传感器更准确。传感器的概要参数如下：

传感器0：在（0,0）km，花费0.5 /步骤，，，.

传感器1：在（-30，0）km，花费0.1 /步骤，，，。

传感器2：在（15，26）km，花费0.1 /步骤，，，。

传感器3：在（15，-26）km，花费0.1 /步骤，，，。

采样间隔为，并且我们模拟300秒。在我们的实验中，目标检测概率为，并且误报率，对应于PF的误报概率。我们在粒子滤波中使用2000个粒子，并使用rollout Q值近似方法中的8个步骤。

在单传感器单目标跟踪问题中，CPA策略是常用的[11,12]。由于测量方差正比于，选择最接近目标的传感器是很自然的。但是CPA是一种“贪婪”的方法，因为它没有考虑到不同的传感器的成本或它们的差错统计。

让我们定义的目标和传感器的有效距离，如果为否则为。对于单目标（目标0）和单传感器的情况，CPA选择使得最小的传感器来观测目标0。此策略可以推广到包括多个目标，即，要选择传感器使得最小的作为多个目标的最近传感器。对于多传感器多目标跟踪问题，我们构造了一个基于CPA策略的最接近传感器策略（CSP），该策略选择动作使得所有目标和它们最近的激活的传感器距离之和最小：

为了激活最多两个传感器来跟踪两个目标，CSP对每个目标激活最接近的传感器。如果对两个目标来说最接近传感器是相同的，只有该传感器被激活。为了基本策略和CO-rollout之间公平比较，通过CO-rollout策略选择激活的传感器的最大数量也是两个。需要注意的是，只要底层目标状态来计算，根据CO-rollout近似算法的要求，在CSP基策略具有映射目标状态到行动的属性。

我们比较CSP策略（12）（最多激活两个传感器）及使用CSP作为底层基础策略的CO-rollout策略（11）的性​​能。图1分别给出了采用CSP和CO-rollout算法的一个例子目标的真正的轨迹（由实线示出），目标位置估计（用标记示出），和所选择的传感器（用不同的形状标记）。在这个例子中，目标0在(2.5,25)，处开始并且以222m/s的速度向南，目标1开始于(-5,-20)，以120m/s的速度向东移动。我们注意到，在这个例子中我们的多传感器多目标跟踪器效果很好：估计的目标位置非常接近目标轨迹，并且目标交叉处理的很正确。接下来，我们注意到这两项策略在传感器选择的不同之处。首先，因为传感器0的位置是最接近至少其中一个目标的，CSP在所有的时间均激活传感器0，然而考虑到它教高的使用成本，CO-rollout仅在一个短的时间激活传感器0。第二，CSP在目标交叉后当传感器3成为最接近目标0的传感器激活传感器3，而CO-rollout由于其观测的高精确度在目标交叉之前激活传感器3。有时CSP仅选择一个传感器，当它是最接近两个目标的传感器时，但CO-rollout可能会发现激活两个传感器更有益。然而在其他时间，CSP激活2个传感器，而CO-rollout决定一个就够了。

图2展示了四个策略的定量比较：有1或2个传感器激活的CSP，和有1或2个传感器激活的CO-rollout。跟踪误差，传感器的使用，以及总成本是超过100次随机模拟的平均值和90％置信区间。这里的总成本在（4）中定义且。注意到通过激活最多两个传感器，该总成本在CSP中减少了15％以及在CO-rollout中降低30％。我们还可以得出结论，我们的CO-rollout策略单传感器激活提高20％、双传感器激活提高40％。

显然这是一个在跟踪误差和传感器的使用之间的折衷。我们在我们的算法中研究这种权衡并在图3中展示出来。通过调整（4）中的值，优先级可以被放置在跟踪误差或传感器的成本上。这里，结合的优先级得到，跟踪优先级得到，和使用优先级得到。正如我们在图3中看到的，随着减小，跟踪误差增加，而传感器使用减少。

# 五，结论

在本文中，我们规则化多目标跟踪的多传感器调度问题为POMDP并且采用结合了粒子滤波和基于仿真的Q值近似来求解这个POMDP。我们整合持续MS-JPDA和对belief state 的粒子滤波估计，并使用一种基于最近传感器策略的CO-rollout算法用于Q值近似。我们的模拟实验涉及为跟踪多个目标选择多个传感器说明我们的方法的在权衡跟踪误差和传感器的使用成本上的有效性。

虽然我们采用通用术语描述我们的基于模拟的方法，这一方法的效率展现在当它被用于针对应用程序域的高保真模拟器时。这种模拟器的一个例子是Umbra（见[27]）。我们已经在Umbra中运用我们的算法来探索利用模拟能力。Umbra是由桑迪亚国家实验室开发的基于代理的模拟环境。在这个项目中，传感器，目标，地形，粒子和POMDP控制器都是代理。Umbra提供了一个时间步骤执行的引擎依次计算出随时间的主体的行为。由于Umbra中的代理是由模块组成，允许简单的模块插入和更换。图4展示了一个Umbra的输出，其中一个目标（在这个例子中的卡车）正在所述地形中沿其轨迹（图中的线）移动。一些传感器（由圆圈表示）分布在这个范围内，并且一个传感器（图中的方盒）目前是激活的。粒子（由目标上方的点表示）使用来自激活的传感器的观测跟踪目标。我们计划应用我们的工作到更广泛的传感器管理问题，其中包括传感器运动控制，传感器波形切换，传感器带宽分配，以及传感器的调度。我们还考虑将我们的方法应用到一个更加动态的环境，如在城市地形中跟踪目标，这样一个非短视方法应该能显著提高跟踪性能。