过 去 十 年 间 ， 机器 人 技 术 在 灵 活性 和 自 主 性 和人机交互方 面取 得 了 显 著 进 步。机器人在很大程度上被限制在工厂车间和装配线上，只能重复执行同样狭窄的任务。然而，最近一系列成功的机器人系统表明，机器人技术已经发展到可以征服许多新领域的地步。

这些领域包括空间探索、医疗应用、个人服务、娱乐和军事支持。其中许多领域都具有高度动态性和不确定性。不确定性产生的原因有很多，包括特定环境模型的固有局限性、机器人传感器测量的噪声和感知局限性，以及许多算法解决方案的相似性。寻找处理这种不确定性的机制是当今机器人研究面临的主要挑战。

图 1 显示了在不确定环境中运行的三个成功机器人系统实例：已投入使用的自主跨式运输车 [3]；互动型博物馆导游机器人；以及名为 Nursebot 的老年人机器人助手原型机器人。悉尼大学开发的跨式运输车能够以比训练有素的人类操作员更快的速度运输集装箱。导游机器人是一系列机器人中的一中，它能安全地引导游客穿过拥挤的博物馆，包括华盛顿的史密斯森自然历史博物馆，护士机器人由卡内基梅隆大学、匹兹堡大学和密歇根大学联合开发，这种机器人能够与老年人互动，协助他们完成日常任务。这些机器人都必须应对不确定性。例如，跨栏运输机在感知自身位置和集装箱位置时面临固有限制。博物馆导游也面临着类似的问题，而游客的存在则进一步加剧了这一问题。导游机器人还面临着一个额外的不确定性，那就是必须听懂游客所说的语言。

在所有这些应用领域中，环境的不可预测性都很高，而传感器的性能相对较差。正如这些例子所表明的，为提高适应不确定性的能力，需要解决许多关键问题。例如，机器人应该采用哪种类型的内部环境模型？如何将传感器的测量结果整合到内部信息状态中？在环境中最基本的状态变量不确定的情况下，它们应该如何做出决策？在概率论方法通过一种思维来解决这些问题：如何以概率方式表示信息。具体来说，概率论方法中描述的环境模型中的信息是呈条件概率分布，用概率术语描述某些变量对其他变量的依赖关系。机器人的知识状态也由概率分布来表示，概率分布是通过将传感器测量结果整合到给定给机器人的概率环境模型中得出的。概率机器人控制可以应对不确定世界中可能出现的各种意外情况，从而将信息收集（探索）与稳健的性能控制（利用）完美地结合在一起。机器人技术转向概率技术的原因是人工智能其他子领域也在研究相关技术。20世纪70年代，研究主要集中在对于现实世界的精准建模，当时很少强调感知与复杂物理现象建模的内在局限。20世纪80年代中期由技术范式转向了反应式技术，反应式控制器依靠传感器控制机器人。概率机器人技术自20世纪90年代中期兴起，近期其解决了许多突出性问题。

机器人学经典教材通常详细描述机器人设备运动学与动力学，探讨控制如何影响机器人的状态以及更广泛意义上的世界。其暗示了一种确定的关系，仅仅能理想化描述机器人特性。例如，一个机器人在执行控制时，会将其位置向前移动一米、它可能希望自己的位置距离出发点正好一米，但实际上，它很可能会发现自己处于附近一个无法预测的位置。概率方法通过使用条件概率分布对机器人进行建模，来考虑这种不确定性。这种模型通常称为 p(x'|u,x)，指定了对状态为 x的机器人施加控制 u 时可能产生的状态 x' 的后验概率。也就是说，概率技术不是进行确定性预测，而是通过在所有可能结果的空间中通过概率分布来模拟机器人控制结果不确定这一事实。因此，概率技术将经典的运动学和动力学推广到现实世界的机器人技术中。同样，许多传统的专业教科书假定机器人的状态 x在任何时候都是已知的。通常，状态 x 包括与机器人预测和控制相关的所有必要量，包括机器人的配置、姿势和速度，以及周围物体（包括物理障碍物和人）的位置。在理想情况下，机器人可能会配备传感器，可以无误地测量以下状态x.这种传感器的特点是有一个确定性函数 g，能够从传感器的测量值 z中恢复全部状态，即 x=g(z)。真实传感器的特点是有噪声，更重要的是有范围限制。例如，摄像头无法看穿墙壁。**概率方法通过条件概率分布对机器人传感器进行建模，从而推广了这种理想化的观点。传感器可以用正向模型 p(z|x)从状态到传感器测量的推理）或反向模型 p(x|z)来描述**，具体取决于本文范围之外的算法细节。

正如这些观点所表明的，概率模型的确是对经典模型的概括。但是，对不确定性的明确建模提出了一些基本问题，即如何使用这些环境模型。例如，我们能否恢复环境的状态？我们还能控制机器人实现既定目标吗？

这些问题的第一个答案可以在有关概率状态估计的丰富文献中找到，通过从传感器数据中解算出表示机器人状态的变量x，常见状态变量：有关机器人配置的参数，如相对于外部坐标系的位置。估计这些参数的问题通常称为定位；指定环境中物品位置的参数，例如墙壁、门和相关物品的位置。由于参数空间的高维度，这个被称为映射的问题被认为是最困难的状态估计之一；以及位置随时间变化的物体的参数，包括人、门和其他机器人。这个问题与制图问题类似，只是增加了位置随时间变化的难度。

贝叶斯滤波器是概率机器人技术中进行状态估计的主要方法，它提供了一种根据所有可用数据（控制和传感器测量）估计状态 x 概率分布的方法。**贝叶斯滤波器根据最新的控制 u 和测量 z、之前对状态的概率估计以及之前讨论过的概率模型 p(x'|x,u) 和 p(z|x)，以递归方式进行估计。**因此，贝叶斯滤波器不只是 "猜测 "状态 x，而是计算任何状态 x 正确的概率。贝叶斯滤波器用于解释语音识别等应用中的数据流，常用的例子有隐马尔可夫模型、卡尔曼滤波器、动态贝叶斯网络和部分可观测马尔可夫决策过程。对于低维度状态空间，机器人技术和应用统计学的研究在高效概率估计方面诞生了大量的文献。其中最受欢迎的是粒子滤波器算法（在计算机视觉领域也被称为凝聚算法，在机器人领域被称为蒙特卡罗定位算法）

粒子滤波算法通过一组粒子逼近期望后验分布。粒子是状态 x 的样本，大致按照贝叶斯滤波法指定的后验概率分布。下表列出了基本的粒子滤波算法。与贝叶斯滤波器类似，该算法**从最近的控制 u、最近的测量 z 和代表概率估计的粒子集X 中递归生成粒子集 X'：首先，它根据从 X 和概率运动模型 p(x'|u,x) 中提取的粒子来猜测状态 x。随后，根据感知似然 p(z|x) 的比例对这些猜测进行重采样。在考虑 u 和 z 的情况下，得到的样本集近似按照贝叶斯后验分布。**图 2 展示了粒子过滤器；一个移动机器人、该机器人配备了激光测距仪，可同时根据走廊环境的二维地图以及附近人员的数量和位置确定自己的位置。在 (2a)中，机器人对自己所处的位置具有全局不确定性。因此，代表其位置和人的位置的粒子遍布整个地图的自由空间。随着机器人的移动（2b），代表机器人位置的粒子迅速汇聚到走廊上的两个不同位置，代表人物位置的粒子也是如此。几个时间步长之后，模糊问题得到解决，两组粒子都集中到了地图中的正确位置（2c）。基于粒子滤波器的算法可以说是目前移动机器人定位领域最强大的算法。正如本例所示，粒子滤波器可以表示多种多模态分布。作为一种资源自适应算法，粒子滤波器很容易实现，能够根据可用计算资源调整粒子数量。最后，粒子滤波器可以在很大范围内收敛分布，从全局不确定分布到近乎确定的分布。

在高维状态空间中，计算的复杂性可能会对状态估计造成严重障碍。机器人映射是高维问题的一个常见例子，通常涉及数千个维度，甚至数百万个维度。例如，图 3a 中的卷积图包括数百万个纹理值，以及数千个结构参数。处理数百万维度的计算考虑提出了这样一个问题：概率技术是否具备在如此高维度空间中进行状态估计的能力？ 答案是耐人寻味的。迄今为止，定位、测绘、人员跟踪和其他领域的几乎所有先进算法都是概率算法。许多概率方法都会估计后验的模式，或简单地估计最可能的状态 x（可能不止一个）。有些技术（如卡尔曼滤波器）还会计算协方差矩阵，以衡量后验在模式（即最大后验概率估计）处的曲率。根据状态计问题的性质，估计模式和协方差的具体技术方案差别很大。在机器人测绘问题中，最广泛使用的两种算法是扩展卡尔曼滤波器 (EKF)和期望最大化（EM）算法 。扩展卡尔曼滤波器适用于后验假设为高斯分布的情况。高斯后验假设通常适用于绘制可唯一识别的地标位置图。卡尔曼滤波技术已被证明能够绘制大尺度的室外和水下环境地图，同时估算机器人相对于地图的位置。图 3b 显示了水下环境中由澳大利亚悉尼大学的研究人员获得。

在一般的制图问题中，所需的后验结果可能有指数级的多种模式，而不仅仅是一种。不同的模式通常源于计算不同时间点上感知的地图项目之间对应关系的不确定性--这个问题被称为数据关联问题。当今许多用于未知数据关联的状态估计的最佳算法都是基于 EM 算法，该算法在所有状态 x（如地图）的空间中进行局部爬山搜索，目的是计算模式。EM 算法通过交替计算数据关联和相关隐变量的期望值，然后计算这些固定期望值下的新模式，进行迭代搜索。这种搜索方式会产生一系列可能性不断增加的状态估计值（如地图）。在这两个步骤都能以封闭形式计算的情况下，EM 可以非常有效地估计复杂后验的模式。例如，图 3a 中的地图就是通过 EM 的在线变体生成的，其中考虑了机器人测距中的误差，并利用了贝叶斯先验，使生成的地图偏向平面。在所有这些应用中，都采用了概率模型选择技术来寻找 "合适 "复杂度的模型。

状态估算只是事情的一半。显然，任何机器人软件系统的最终目标都是控制机器人设备。因此，概率技术在设计机器人控制时特别考虑了不确定性。这样，它们就能抵御传感器噪声和不完整信息的影响。概率论为主动信息处理提供了一个良好的框架，其能够顺利地将探索和利用结合起来，以实现当前的控制目标。

现有的概率控制算法主要分为两类：贪婪算法和非贪婪算法。每种算法都假设有一个代价函数，具体说明与各种控制选择相关的成本和收益。贪婪算法最大化下一时间步的报酬，而非贪婪算法则考虑整个控制序列，从而最大化机器人的（更合适的）累积报酬。显然，从性能角度来看，非自由算法更为理想。然而，不确定性下规划的计算复杂性使得贪婪算法成为非贪婪算法的受欢迎替代品，这也是它们在实践中得到广泛应用的原因。紧接着的下一次回报很容易计算，计算公式为最大化状态空间后验概率下报酬的条件期望值。因此，贪婪技术最大化了条件期望值。例如，在博物馆导游项目中，就采用了这种方法来防止机器人从楼梯上摔下来。在机器人团队的主动环境探索中，也采用了类似的技术[9]，利用代价函数来衡量地图的残余不确定性。非自由优化机器人控制仍然是一个具有挑战性的计算问题，因为机器人在规划过程中必须考虑多种意外情况，这就需要考虑环境的不确定性。更糟糕的是，突发事件的数量可能会随着规划时间的增加而呈指数级增长，这使得规划问题变得极具挑战性。

尽管如此，最近在概率机器人控制方面的研究还是催生了大量近似算法利用这种浓缩的状态空间，可以开发出应对不确定性的可扩展机器人规划系统。例如，在文献中报道的移动机器人实施方案中，发现该技术能使机器人靠近已知地标进行导航，从而将迷路的危险降至最低，尽管该策略也可能会增加整体路径长度。实验表明，在人员和障碍物密集的环境中，沿岸导航优于在规划过程中忽略不确定性的运动规划器。这个例子和其他许多例子都说明了在规划过程中如何仔细考虑不确定性。在规划和控制中考虑不确定性，往往会产生更优越的控制算法。

这篇文章介绍了充满活力的概率机器人学领域。其主要思想是致力于将概率分布作为信息的基本表示。相关方法为整合不准确的模型信息和嘈杂的传感器数据提供了合理的解决方案。概率机器人技术是机器人技术中发展迅速的一个子领域，因为它能够适应机器人技术中自然产生的感知噪声和不确定性。虽然仍存在许多研究挑战，但它已经为许多难题，特别是移动机器人领域的难题，提供了更具扩展性的根本解决方案。此外，它还对问题的结构及其解决方案提出了深刻的数学见解，而概率技术也证明了其在实践中的价值。