**文獻回顧–一般化動態障礙之行為預測**

預測移動障礙的行為與路徑是自駕車 (Autonomous Vehicles) 和自主移動式機器人 (Autonomous Mobile Robots, AMR) 等自動化系統的核心技術之一。在自駕車領域，一個完整的自動駕駛系統需要具備建圖 (Mapping)、定位 (Localization)、風險感知 (Risk Assessment) 與行為預測 (Behavior Prediction) 等功能。這些功能不僅有助於路徑規劃與控制決策，還能預測潛在風險，降低事故發生的可能性，從而保障乘客安全。基於此，移動物體的行為預測成為自駕車研究的重要議題，吸引了廣泛的學術與產業關注。對於自主移動式機器人而言，其應用在醫院、工廠和物流公司等場景愈加普遍，與人類的交互也日益頻繁。在這樣的環境中，如何準確預測行人的行為與軌跡，從而提升人機協作的效率與安全性，成為 AMR 技術的發展重點。為達成這一目標，學者們提出了多種技術與模型，這些方法大致可分為基於物理模型的預測方法與基於機器學習的預測方法，以下將逐一介紹並分析其特性與應用場景。

**基於物理模型的預測方法**

基於物理模型的預測方法假設移動物體遵循某種物理規律，根據其當前的運動狀態來推算未來的軌跡。例如，單軌跡方法利用常速度模型 (Constant Velocity, CV) 或常加速度模型 (Constant Acceleration, CA) 來簡化預測計算。雖然這些方法的計算成本低，適合實時應用，但無法處理複雜的交互行為與模型不確定性。卡爾曼濾波器 (Kalman Filter) 則進一步提升了預測的穩健性與準確性，透過結合觀測數據與模型輸出，有效降低了噪聲的影響。然而，該方法對於非線性系統的預測能力有限，因此衍生出了擴展卡爾曼濾波器 (Extended Kalman Filter, EKF) 等變體，以應對更高複雜度的場景。另一種物理模型技術是蒙地卡羅方法 (Monte Carlo Methods)，其透過隨機模擬生成大量可能軌跡，並計算其概率分布來處理不確定性。此方法適合處理非線性與非高斯分布的問題，但計算資源需求較高。此外，社會力模型 (Social Force Model, SFM) 則以吸引力與排斥力的概念模擬人群行為，能有效描述行人間的互動與避讓。但該模型需要針對不同場景調整參數，且對於高度隨機的行為仍有局限性。

**機器學習的預測方法**

相較於物理模型，機器學習方法則利用數據驅動的方式，提供更高的預測精度與適應性。例如，高斯過程 (Gaussian Process, GP) 通過有限數據建立回歸模型，並量化預測的不確定性，適合小規模數據的應用。然而，面對高維數據時，其計算成本會迅速增加。支持向量機 (Support Vector Machine, SVM) 則專注於構建具有良好泛化能力的決策邊界，常用於行為分類與軌跡回歸。但當數據繁雜或非線性程度較高時，SVM 的效能可能受限。隱馬爾可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 和動態貝葉斯網路 (Dynamic Bayesian Network, DBN) 是兩種常見的時間序列建模方法。HMM 假設行為意圖為隱藏狀態，利用有限狀態轉移推測行為模式，適合捕捉駕駛和行人意圖的轉換，但無法建構太複雜的依賴關係；而 DBN 則通過概率圖模型表示多變量之間的依賴關係，能同時考慮行人互動與環境影響。然而，這種方法需要大量訓練數據，且在模型構建過程較為繁複。此外，模型更加龐大的深度學習方法則因其強大的特徵提取與模式識別能力，在複雜場景中的表現尤為突出。長短期記憶網路 (Long Short-Term Memory, LSTM) 能有效捕捉時序數據中的行為特徵，適合長期軌跡預測。此外，捲積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 和生成對抗網路 (Generative Adversarial Network, GAN) 分別在空間特徵提取與預測多樣性上展現出色性能。然而，深度學習方法對數據量與計算資源的需求較高，且模型的可解釋性較低，這限制了其在某些應用中的普及。

總體而言，物理模型方法以其高效性適合實時性要求高的場景，而機器學習方法則能處理更複雜的交互行為與長期預測需求。未來的研究方向可聚焦於結合兩者的優勢，通過多源數據融合與多模型協作，實現對多樣化與高動態場景的精確預測。