基于粒子群优化的惯性-*GPS*传感器融合系统无迹卡尔曼滤波器自适应调参

Psyche T. Malabo 菲律宾科技学院（TIP）研究生项目 奎松市，马尼拉，菲律宾
qptmalabo@tip.edu.ph

Bobby D. Gerardo，工学博士
北伊洛伊洛州立大学 埃斯坦西亚，
伊洛伊洛，菲律宾
bgerardo@nisu.edu.ph

摘要— 准确的车辆定位需要有效的 IMU–GPS 融合，但以往方法——扩展卡尔曼滤波器、无迹卡尔曼滤波器、机器学习、遗传算法和差分进化——容易受到非线性、稳定性不足或计算成本高等问题的影响。本研究提出一种基于粒子群优化的自适应调参框架，用于优化无迹卡尔曼滤波器参数（α、β、κ、Q、R），并在 CARLA 0.9.14 中使用特斯拉Model 3，在多种机动和环境条件下进行评估。在设定的参数边界内，该方法在 15 代内趋于稳定，准确率较手动调参提高 82.14%，并将 IMU 漂移减少最多 21,606.59 米。多次试验统计验证证实了性能提升的一致性，且置信区间较窄。在更新时间保持低于 10 毫秒实时阈值的情况下，PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器在动态且 GPS 受限的环境中展现出实用的定位性能。

关键词——无迹卡尔曼滤波器（***UKF***）、粒子群优化（***PSO***）、惯性测量单元-全球定位系统（***IMU-GPS***）融合、自适应调参、车辆定位、***CARLA***仿真。

一、引言NTRODUCTION

自动驾驶和半自动驾驶车辆需求的不断增长，使得对精确定位系统的需求日益迫切，而采用IMU与全球定位系统融合可直接满足这一需求 [1], [2]。惯性测量单元可提供高频数据，但其数据往往会随着时间推移而产生漂移 [3]。相比之下，全球定位系统能够提供准确的位置信息，但采样率较低且延迟较大 [4]–[5] 。卡尔曼滤波器等传感器融合算法应运而生，能够以集成的方式发挥这些传感器的优势 [6]。无迹卡尔曼滤波器适用于非线性系统，其性能取决于超参数是否经过准确调节 [7]。

类似地，元启发式调参的性能通常只通过有限的评估指标来报告，而且很少考虑在多次试验中进行统计验证的必要性。例如， [8] 采用基于一系列算法的 PSO 优化 KF 速度估计策略来估计 PMSM 的速度，并开展仿真实验，但未提供置信区间或完整的重复试验统计数据。这些缺失使得结果难以比较，也难以将研究成果应用于实践中。因此，本文从这一角度提出以下贡献：

- 针对不同驾驶操作和多变的环境条件，优化用于车辆定位的UKF参数（α、 β、 κ、Q和R）；
- 给出显式参数搜索的范围、最终优化后的配置，以及针对重复实验的置信水平；并且
- 针对采用IMU+全球定位系统传感器融合的车辆定位，提供完整的参数报告、评估指标、统计验证和实用的运行时间分析。

尽管已有许多研究探讨了传感器融合算法，但很少有研究严格评估其统计可靠性，或披露完整的调参配置。缺乏对UKF参数（α, β, κ, Q, R）的透明报告以及可复现的实验流程，限制了以往方法的可比性和验证。此外，实时可行性仍未得到充分研究，这凸显了建立一个兼顾仿真精度与嵌入式系统适用性的框架的必要性。

II. 相关工作

已有多种自适应方法被用于提升惯性-GPS传感器性能，包括扩展卡尔曼滤波器（EKF）、机器学习和无迹卡尔曼滤波器（UKF）。

扩展卡尔曼滤波器是导航和定位应用中融合惯性与GPS信息最常用的方法之一，因为它能够围绕当前状态估计对系统动力学和测量模型进行线性化，从而提高计算效率，并适用于实时实现 [9] [10]–[11]。然而，扩展卡尔曼滤波器在非线性和高度动态环境中表现不佳 [12]。

遗传算法（GA）等基于机器学习的融合策略已被用于优化非线性估计中的过程噪声估计，但在高度动态的环境中会遇到可扩展性问题和收敛风险 [13]。深度神经网络（DNN）、循环架构以及用于调整长短期记忆网络（LSTM）和模糊系统的差分进化粒子群优化等其他算法，可以直接从数据中学习复杂的非线性映射，并且能够抵御噪声不确定性 [14]–[15] [16], [17] [18] [19]。然而，这些方法通常需要大量标注数据进行训练，而且由于其

深层架构复杂，计算成本较高，并且不总是具有可解释性，因此在实时应用中的适用性受到限制 [20] [21] [22] [23] [24]。

另一方面，基于PSO的UKF调参已应用于多个领域，例如微创手术机器人中的震颤抑制 [25]，非平稳信号的谐波分析 [26] 以及 GNSS/IMU导航 [27]。这些研究表明，与手动调参的UKF和启发式调整的UKF相比，PSO-UKF能够降低估计误差。

然而，车辆、无人机和导航领域中现有的 PSO–UKF 研究很少披露参数范围或优化值，而且往往仅依赖单路径 RMSE评估 [28]。先前的研究，例如 [29] 和 [30]，针对目标跟踪和电机动力学优化了卡尔曼滤波器，但未能强调准确估计 Q 和 R 所必需的（α、 β、 κ）。为弥补这些不足，本研究提出一种 PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器框架，该框架报告完整的参数配置，在多种条件下进行统计验证，并确保其适用于实时 IMU–GPS传感器融合。

尽管 PSO–UKF 在各个领域的应用日益广泛，但其在车辆定位方面的应用仍然有限，尤其是在缩放参数 (α, β, κ) 与噪声协方差 (Q, R) 的联合优化方面。这些参数直接决定西格玛点分布范围和滤波器稳定性，但以往大多数研究都未披露或分析这些参数。此外，提供运行时间分析或统计置信度评估的对比研究寥寥无几，因此这类方法难以复现，也难以实时部署。

III. Methodology

A. 数据生成与仿真

本研究所用数据集是在仿真过程中生成的，以确保系统地记录所有传感器输出和动力学信息，供后续处理与分析。仿真使用 CARLA 0.9.14 自动驾驶仿真器执行。CARLA 集成了逼真的城市驾驶环境，用于 IMU 和全球定位系统仿真 [31] 。CARLA 中生成的车辆模型采用 特斯拉Model 3，配备四轮阿克曼转向配置、真实的悬架和基于扭矩的纵向动力学。该车辆模型在多种驾驶操作和环境条件下进行仿真，这些条件具有现实世界驾驶场景的代表性，并会产生运动引起的漂移 [32]。驾驶操作包括以下内容：

i) 直线巡航 500 m；ii) 在交叉路口急转90°弯；iii) 在 5 秒内从 0 加速至 60 km/h；iv) 在 2 秒内从 50 km/h 急刹车至 0；v) 模拟隧道和城市峡谷环境下持续 3–5 秒的 GPS信号中断。

同样，也考虑了环境条件，例如 晴天、夜间、雨天、雾天和湿滑路况。这些多种机动和环境条件确保数据集能够捕捉车辆非线性动力学以及环境变化，从而增强训练模型的鲁棒性和泛化能力。每种场景均使用随机噪声种子执行 20 次。

数据生成与优化在配备 16 GB 随机存取存储器的 AMD Ryzen 7 处理器上运行 CARLA 仿真器完成。随后，分别以 100 Hz 和 5 Hz 的频率采集惯性测量单元和全球定位系统数据。这些频率与惯性测量单元驱动定位所要求的典型 100 Hz 更新频率进行比较；为确保实时可行性，更新时间必须保持在 10 ms 以下 [33]。使用时间戳同步传感器数据，以确保其在模型开发过程中的兼容性；数据以 CSV 格式存储，并划分为 70% 的训练集和 30% 的测试集。

B. 无迹卡尔曼滤波器设计与状态估计。

UKF [34] 的非线性机制使本研究得以采用该算法。UKF 用于估计一个五维状态向量，其中包含二维位置—速度坐标以及车辆的航向角（x, y, v_x, v_y, θ）。状态预测器根据 IMU 测量，通过牛顿运动方程展开过程模型，而测量模型则将 GPS 位置投影到观测空间。每个西格玛点都通过非线性过程模型进行传播，并通过 Merwe 缩放西格玛点技术生成，以估计状态分布。随后，对初始滤波器参数进行调优，以搜索其最优值，其中包括缩放因子 α, β, κ、噪声协方差 Q 和 R。

C. 使用粒子群优化进行自适应调参

A 节介绍了本研究所涉及的数据生成过程，并强调数据集是通过在线仿真收集的。这确保所收集的数据集与真实世界条件十分接近。基于该数据集，本研究离线进行自适应调参，其中 UKF 参数构成一个决策向量，并附有相应的参数边界。

$$\theta = [\alpha, \beta, \kappa, q_i \ldots q_m, r_1 \ldots . r_n]^\top$$

其中， α,β,κ 是西格玛点缩放参数，{qj}、{rl}是过程噪声协方差和测量噪声协方差 Q = diag (q1,...,qm)、R= diag (r1,...,rn) 的对角元素。搜索空间为：

$\alpha \in [10^{-3}, 1], \beta \in [0,3], \kappa \in [0,5], q_j, \mathrm{rl} \in [10^{-5}, 10$

该搜索空间旨在确保数值稳定性、收敛效率和嵌入式可行性之间的平衡。这些都是实时实现的关键要求，因为过度的参数探索可能导致滤波器发散或延迟。

[35] [36] 。然 [37] [38]

后，每个粒子 i 对应式中的一个候选参数集 1 [39]。

$$\boldsymbol{p}_i = \alpha^{-(i)}, \beta^{(i)}, \kappa^{(i)}, q_i^{(i)} \ldots, q_m{}^{(i)}, r_1^{(i)}{}_1 \ldots . r_n^{(i)}]^\top \quad (1)$$

与以往的 PSO-UKF 实现不同，该框架明确将 α、 β 和 κ 纳入优化向量，从而能够同时调整

缩放项和协方差项，而在以往的研究中，这些项通常是固定的或通过启发式方法进行调优。

群体动力学通过更新粒子的速度，使其位置随迭代不断变化 $\boldsymbol{v}_i$ 和 $\boldsymbol{pi}$，如公式 2 和 3 所示。 这些分别表示过程模型的方差（例如加速度和速度）以及测量模型的方差，后者由全球定位系统的位置噪声表示。

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = \omega \mathbf{v}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{p}_i^{\text{best}} - \mathbf{p}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{g}^{\text{best}} - \mathbf{p}_i^t) \quad (2)$$

其中，社会常数 c1=c2=1.5

$$p_i^{t+1} = \Pi_{[\theta min, \theta max]} p_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

其中， Π 表示边界。同时，公式 (4) 定义了适应度函数，用于最小化无迹卡尔曼滤波器估计的轨迹与 GPS真实轨迹之间的均方根误差（RMSE）。

$$f(\mathbf{x}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i^{\text{UKF}} - x_i^{\text{GPS}})^2} \quad (4)$$

粒子群优化使用 30 个粒子和 50 代。随后，针对每种驾驶场景（巡航、急转弯、加速/制动、全球定位系统中断）和环境（白天、夜间、雨天、雾天、湿滑路面），在 CARLA 0.9.14（特斯拉Model 3）中模拟适应度，并固定随机种子以确保可复现性。每种测试条件均进行 20 次独立试验，以开展严谨的统计验证和置信区间估计。这确保了所观察到的性能提升具有可靠性和普适性。

如式 5 [40] 所示，UKF 预测轨迹与 GPS真实轨迹之间的相对增益，用于确定 PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器相较于手动无迹卡尔曼滤波器在均方根误差方面的效率提升。

$$\text{Efficiency Improvements}(\%) = \left(\frac{\text{Manual UKF (RMSE)- PSO_Tuned(RMSE)}}{\text{Manual UKF RMSE}}\right) \text{x100} \quad (5)$$

为进一步说明自适应粒子群优化调参，图 1 展示了优化流程的流程图。

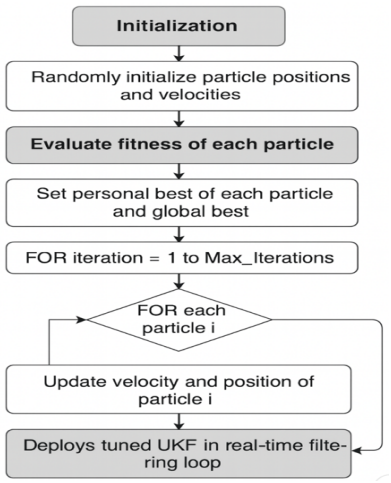


图 *1* 优化流程图

D. 评估指标和实验设置。

采用均方根误差和轨迹分析等核心性能指标，评估估计路径相对于 GPS真实轨迹的准确性。通过叠加的轨迹图进行可视化对比，展示采用标准参数调优的无迹卡尔曼滤波器和采用粒子群优化调参的无迹卡尔曼滤波器相对于真实路径的结果。此外，通过绘制 50 代中的适应度值，分析粒子群优化的收敛行为，以评估优化稳定性。

通过多次试验统计分析和运行时间评估，验证该框架在现实嵌入式系统中的适用性。所有实验均在 Jupyter Notebook 中使用 Python 和 FilterPy 库开展，并通过离线数据处理验证该框架，为今后部署到 IMU–GPS嵌入式平台做准备。同样，还将所有滤波器实现的运行时性能与基于 IMU 的定位所要求的标准 100 Hz 更新频率进行基准比较；为确保实时可行性，更新时间必须低于 10ms [41] 。测量以 Python 3.10 实现并在配备 16 GB 随机存取存储器的 AMD Ryzen 7 3700X 中央处理器上运行时，每个更新周期的平均执行时间（预测 + 校正）。

此外，还讨论了扩展卡尔曼滤波器、自适应无迹卡尔曼滤波器、手动调优的无迹卡尔曼滤波器和所提出的 PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器等基准方法，以探讨在自动驾驶车辆 IMU-GPS传感器融合领域中，这些滤波方法相较于 PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器的性能。

IV. 结ESULTS 果 DISCUSSION

从均方根误差和轨迹估计、PSO 收敛性、多次试验统计验证以及运行时性能等方面，展示了所提出的基于粒子群优化（PSO）的自适应调优方法的性能。

A. 均方根误差和轨迹分析

表 I 展示了三种配置的性能对比：仅使用惯性测量单元、标准无迹卡尔曼滤波器和 PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器，以及通过 PSO 算法获得的优化参数集。结果显示，仅使用惯性测量单元的配置产生了 21,606.59 米的位置误差。这是因为仅依赖内部传感器进行导航、而不进行 GPS 校正时，漂移会逐渐累积。类似地，将 GPS 数据整合到标准调参的无迹卡尔曼滤波器中后，误差降至 2.80 米，这表明该滤波器能够处理复杂的车辆运动并降低传感器噪声。同样，所提出的 PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器 取得了最低的均方根误差，为 0.50 米，比标准调参的无迹卡尔曼滤波器提升了 82.14 %。这一结果表明，元启发式优化能够有效地确定接近最优的滤波器参数，从而兼顾估计精度和数值稳定性。性能最佳的配置参数为 Q = 2.00，R = 0.10， α = 0.03， β = 2.5，以及 κ = 0.48。这一参数配置表明，PSO 过程自适应地确定了状态空间探索与数值稳定性之间的平衡——

在状态空间探索与数值稳定性之间取得平衡，从而在不对传感器噪声过度拟合的情况下实现更高精度。

表 I. 测试集上的均方根误差结果

配置	均方根误差（米）	粒子群优化最优值参数
仅使用惯性测量单元	21,606.59	
标准无迹卡尔曼滤波器	2.80	
PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器	0.50	
Q		2.00
R		0.10
α		0.03
β		2.5
κ		0.48

B. 粒子群优化收敛行为

图 2 显示了 15 代内的收敛情况，均方根误差稳定在 1.5 m。

仅用 15 代便快速收敛，展现出优于典型元启发式方法的优化效率；后者通常需要超过 50 代才能达到稳定性能。[42] [43]。

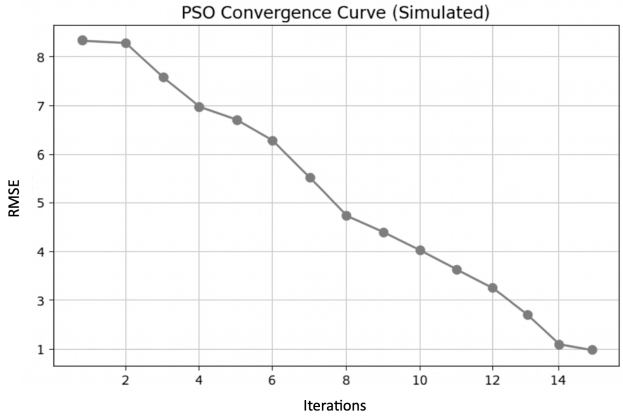


图 *2* 粒子群优化收敛曲线

C. 轨迹估计与比较

为捕捉并分析滤波器在各种机动情况下的行为，图 3 展示了标准无迹卡尔曼滤波器和 PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器相对于 GPS参考轨迹的精细轨迹。

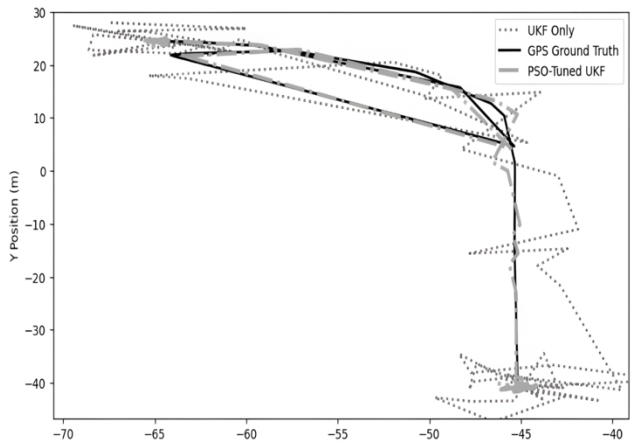


图 *3* 标准无迹卡尔曼滤波器、*GPS*和*PSO*调优无迹卡尔曼滤波器的精细轨迹

GPS真实轨迹展示了通过 GPS 数据获取的车辆实际路径。该真实轨迹作为基准，用于评估其他估计结果的精度。仅 UKF 指标准无迹卡尔曼滤波器轨迹，展示了使用默认参数的无迹卡尔曼滤波器（UKF）估计的路径；与 GPS 真实轨迹相比，该路径存在明显偏差和漂移，尤其是在运动较急剧的区域。同样，PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器轨迹表示 UKF 使用粒子群优化（PSO）自适应优化参数后的输出。该轨迹紧密贴合 GPS真实轨迹，表明在复杂机动情况下，估计精度有所提高，漂移有所减小。

D. 多次试验统计分析

表 II 显示，PSO-UKF 的均方根误差为 0.50 m，方差最小（±0.09 m），性能优于 EKF、自适应无迹卡尔曼滤波器和标准无迹卡尔曼滤波器。如结果所示，标准无迹卡尔曼滤波器和自适应无迹卡尔曼滤波器的均方根误差分别为 2.80 m 和 3.92 m，而 EKF 表现最差，均方根误差为 7.45 m，且变异性最高（±0.65 m）。PSO-UKF 性能提升源于其对 α、β、κ、Q 和 R 进行全局调优，从而能更好地适应车辆非线性动力学和传感器噪声。这些结果证实，该方法适用于采用惯性传感器与GPS融合的高精度定位场景，并具有相应优势。

表 ***II.*** 多次试验均方根误差表现及 95%置信区间

方法	RMSE (m)	标准差 (m)	95% 置信区间 (m)
EKF	7.45	±0.65	[7.22, 7.68]
自适应的 UKF	3.92	±0.38	[3.78, 4.06]
标准 UKF	2.80	±0.41	[2.62, 2.98]
PSO-UKF	0.50	±0.09	[0.46, 0.54]

E. 运行时间分析

为凸显本研究所展示的卡尔曼滤波器性能，表 III 展示了所评估滤波器的运行时性能。结果表明，EKF 的速度最快，平均更新时间为 0.65 ms；自适应无迹卡尔曼滤波器和手动无迹卡尔曼滤波器分别需要 1.15 ms 和 1.20 ms。

表 III。滤波器变体的运行时性能

方法	RMSE (m)	方向误差 (°)	GPS 中断漂移 (米/5秒)	每次更新运行时间更新（毫秒）
EKF	7.45	4.8	18.6	0.65
自适应 UKF	3.92	2.7	9.3	1.15
手动 UKF	2.80	2.1	7.5	1.20
PSO-UKF	0.50	0.6	2.0	1.35

尽管 PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器每次更新带来了少许计算开销，耗时 1.35 ms，但这表明其符合 100 Hz 定位的 10 ms 阈值，因此证明了它在嵌入式车辆系统中的实时可行性，也证明了它在嵌入式车辆系统中的实时可行性。重要的是，与 PSO调优方法带来的显著精度提升相比，UKF变体之间的运行时差异微乎其微。

V. Conclusion

所提出的采用PSO的自适应调优方法显著提升了无迹卡尔曼滤波器在多种条件下进行IMU–GPS传感器融合的性能。PSO 调优的无迹卡尔曼滤波器的均方根误差达到0.50 m，相较手动无迹卡尔曼滤波器提升了82.14%，优于混合遗传算法-粒子群优化和基于最大后验估计的自适应UKF等既有方法（这些方法报告的提升幅度为20–40%）[44][45]。除了实现82%的均方根误差降低，本研究还提供了一个透明且经过统计验证的框架，报告了完整的参数配置、多次试验变异性和运行时间概况，以促进未来IMU–GPS融合研究的可复现性和基准测试。

未来的工作将把验证扩展至真实车辆测试，以便在实际动态条件下更深入地验证性能，并通过GitHub公开发布所有脚本和数据集。

VI. 参考文献

[1] Kyoya Ishii, Keisuke Shimono, Yoshihiro Suda, Takayuki Ando, Hirotaka Mukumoto, Kazuo Urakawa, “利用磁性标记辅助环境磁场进行自动驾驶车辆定位，”《国际智能交通系统研究》，第23卷，第733–746页，2025年8月 DOI: 10.1007/s13177-025-00477-w。即将出版。[2] Padmaja, B., Moorthy, C.V.K.N.S.N., Venkateswarulu, N, “自动驾驶汽车的问题、挑战与最新进展综述，”《大数据杂志》，*2023*年，2023年5月6日开放获取。[3] Jongdae Jung ,Hyun-Taek Choi, ,Yeongjun Lee, “利用人工地标视觉感知实现自主水下航行器的持续定位，”《海洋科学与工程杂志》，第13卷，第5期，2025年4月22日，即将出版。[4] Xiaoming Li , Xianchen Wang , Can Pei, “基于粒子群优化长短期记忆网络和衰减自适应卡尔曼滤波的GPS信号中断处理方法，”《自然·通讯》，2025年4月7日；15:11817。doi: 10.1038/s41598-025-95716-1。[5] Jongdae Jung , Hyun-Taek Choi, Yeongjun Lee, “利用人工地标视觉感知实现自主水下航行器的持续定位，”《海洋科学与工程杂志》，第13卷，22，2025年，5，22 103390第。4月4月开放获取 https://doi.org/ 。/jmse13050828。[6] Zhangjing Wang, Yu Wu, Qingqing Niu , “自动驾驶中的多传感器融合：综述，” *ResearchGate*，2019年12月，DOI:10.1109/ACCESS.2019.2962554。[7] Tunzhen Xie,Xianglian Xu, Fang Yuan, Yuanqing Song, Wenyang Lei, Ruiqing Zhao, Yating Chang, “基于粒子群优化卡尔曼滤波器系列算法的永磁同步电机闭环控制速度估计策略，” *Electronics 2023*年，第12卷，第20期，2023年10月11日，即将出版。[8] Xianzheng Zhou、Xuran Zheng、Genyuan Miao、Yimiao Chen、Yanchao Guo、Jianping Bi、Qinhe Zhang，《基于粒子群优化的无迹卡尔曼滤波器，用于微创手术机器人震颤抑制》，《生物医学信号处理与控制》，第110卷，A辑，页码108279，2025年12月，doi.org/10.1016/j.bspc.2025.108279。[9] J. B. V. Reddy、P.K. Dash、Rasmita Samantaray、Larsen and Toubro、Akshaya Kumar Moharana、Western University，《使用优化无迹滤波器快速跟踪电能质量扰动信号》，《*IEEE*仪器与测量汇刊》，第58卷，第12期，页码3943-3952，2009年12月。[10] G. Park，《使用自适应无迹卡尔曼滤波器进行GPS-IMU融合的最优车辆位置估计》，《专家系统与应用》，第255卷，页码124735，2024年1月，doi: 10.1016/j.eswa.2023.124735。[11] L. Zhao，《用于准确估计车辆侧偏角的自适应无迹卡尔曼滤波器方法》，*Machines*，第13卷，第5期，页码376，2025年。[12] X. Jin，《车辆系统动态状态估计的先进估计技术》，传感器，第19卷，第19期，页码4289，2019年。[13] Zhuang Xiong、Jun Ma、Bohang Chen、LanHaiming Yong Niu，《基于双层遗传算法–反向传播模型的多源数据识别与融合算法》，《机器学习与人工智能》，第7卷，2024年，doi.org/10.3389/fdata.2024.1520605。[14] Y. Li、Z. Wang和C. Hu，《一种用于城市环境中GNSS/INS集成的深度学习方法》，《遥感》，第12卷，第18期，页码3023，2020年9月，doi: 10.3390/rs12183023。[15] H. Zhang、X. Wu和K. Xu，《结合不确定性估计的多传感器融合学习型车辆定位方法》，《*IEEE*开放获取期刊》，第9卷，页码124312–124324，2021年9月，doi: 10.1109/ACCESS.2021.3110028。[16] Zhao、J. Wang和Y. Gao，《深度神经网络在GNSS/INS传感器融合中的局限性：与经典滤波器的比较分析》，传感器，第23卷，第5期，页码2377，2023年3月，doi: 10.3390/s23052377。[17] A. Khan和S. Iqbal，《用于非线性动力学下车辆状态估计的神经模糊自适应无迹卡尔曼滤波器》，《应用软计算》，第104卷，页码107211，2021年6月，doi: 10.1016/j.asoc.2021.107211。[18] Q. Chen、X. Li和Y. Wang，《利用循环神经网络实现无迹卡尔曼滤波器中的噪声协方差自适应》，《*IEEE*仪器与测量汇刊》，第71卷，页码1–10，2022年，doi: 10.1109/TIM.2022.3142312。[19] Manav Kumar、Sharifuddin Mondal，《非线性系统基于模糊逻辑的自适应无迹卡尔曼滤波器：进展与展望综述》，《应用软计算》，第177卷，页码113297，2025年6月，doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113297。[20] R. Luo和K. Chen，《自动驾驶传感器融合中的深度学习综述》，《信息融合》，第85卷，页码1–24，2022年7月，doi: 10.1016/j.inffus.2022.05.004。[21] Jiaxing Xie等，《基于自适应无迹卡尔曼滤波算法的便携式野外地形测绘设备定位优化研究》，《遥感》，第16卷，第22期，页码4248，2024年，doi.org/10.3390/rs16224248。[22] Dong Zhen、Jiahao Liu、Shuqin Ma、Jingyu Zhu、Jinzhen Kong、Yizhao Gao、Guojin Feng、Fengshou Gu，《在线

基于偏差补偿遗忘因子递归最小二乘的电池模型参数辨识方法》，绿色能源与智能交通，第3卷，第4期，页码100207，2024年8月，doi.org/10.1016/j.geits.2024.100207。[23] Abdullah M. Shaheen a、M.A. Hamida b、Abdullah Alassaf c、Ibrahim Alsaleh c，《采用改进的海洋捕食者算法，提升电动汽车中锂离子电池的参数辨识与荷电状态估计》，储能杂志，第84卷，B辑，页码110982，2024年4月20日，doi.org/10.1016/j.est.2024.110982。[24] Maximilian Nitsch、David Stenger、Dirk Abel，《自动调节非线性卡尔曼滤波器，以实现自主水下航行器的最优轨迹跟踪性能》，*IFAC-PapersOnLine*，第56卷，11614，2023年，2，11608 10 1016 202310480第，页码- doi.org/ . /j.ifacol. . . .[25] Xu Zhang、Yujie Wang、Ji Wu、Zonghai Chen，《基于多时间尺度滤波器的新型锂离子电池能量状态与功率状态估计方法》，应用能源，第216卷，页码442-451，2018年4月15日，doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.02.117。[26] P.K. Dash a、Shazia Hasan a、B.K. Panigrahi b，《结合无迹滤波与粒子群优化的非平稳信号谐波分析方法》，测量，第43卷，第10期，页码1447-1457，2010年12月，doi.org/10.1016/j.measurement.2010.08.013。[27] Y. Yang、X. Wang、N. Zhang、Z. Gao和Y. Li，《GPS中断期间用于INS/GNSS智能集成系统的基于强跟踪和平方根无迹卡尔曼滤波的人工神经网络》，科学报告，第14卷，编号13905，2024年。

[28] Guirong Zhu、Fengbo Zhang，《基于无迹卡尔曼滤波器和粒子群优化的真实车辆速度估计》，科学报告，，第14卷，第13905号文章，，2024年 1 DOI:10.4271/2014-01-0107。

[29] Dapeng Wang、Hai Zhang、Baoshuang Ge：《基于多传感器信息融合和时变噪声协方差的目标跟踪自适应无迹卡尔曼滤波器》，*Sensors*，第21卷，5808，2021年，17，103390 21175808期。页。doi.org/ 。/s 。[30] Tunzhen Xie、Xianglian Xu 1、*、Fang Yuan、Yuanqing Song、、Wenyang Lei、Ruiqing Zhao、Yating Chang、Xinrui Wu、Ziqi Gan 和 Fangqing Zhang：《基于粒子群优化卡尔曼滤波器系列算法的永磁同步电机闭环控制速度估计策略》，*Electronics*，第12卷（20），4215，第20期，页4215，2023年，doi.org/10.3390/electronics12204215。[31] A. Dosovitskiy：《CARLA：一个开放的城市驾驶模拟器》，机器学习研究，第78卷，16，2017年1页。-。[32] Tantan Zhang、Haipeng Liu、Weijie Wang 和 Xinwei Wang：《用于自动驾驶测试的虚拟工具：模拟器、数据集和竞赛的综述与基准》，*Electronics*，第13卷，3486，2024年，17，103390 13173486期。页。doi.org/ 。/electronics 。[33] Y. Yin、X. Li、Z. Bao 和 T. Li：《用于鲁棒定位的全球导航卫星系统和惯性测量单元数据融合》，*Sensors*，第23卷，第7期，页3676，2023年，doi：10.3390/s23073676。

[34] A. Onat：《改进的联合无迹卡尔曼滤波器在一类机械系统参数估计中的应用》，黑海科学期刊，第14卷，第4期，页2338-2357，2024年。DOI：10.31466/kfbd.1561543。[35] R. Cisneros-Magaña、A. Medina 和 O. Anaya-Lara：《基于无迹卡尔曼滤波器的非线性元件电力系统时域电压骤降状态估计》，*Energies*，第*11*卷，第*6*期，页，第11卷，第6期，页1411，2018年6月，doi：10.3390/en11061411。[36] J. Luo、Y. Yu、Z. Wang、M. Wang 和 Y. Chen：《一种用于多传感器融合目标跟踪的改进无迹粒子滤波方法》，*Sensors*，第20卷，第23期，页6842，2020年12月，doi：10.3390/s20236842。[37] F. J. Basha 和 S. Khan：《使用无迹卡尔曼滤波器检测绕线转子感应电动机的转子不对称》，*Machines*，第11卷，第9期，页910，2023年9月，doi：10.3390/machines11090910。[38] B. Ge、H. Zhang 和 W. Liu：《针对时变噪声协方差的目标跟踪自适应无迹卡尔曼滤波器》，*Sensors*，第19卷，第6期，页1371，2019年3月，doi：10.3390/s19061371。[39] Yu Wang、Yushan Li、Ziliang Zhao：《基于自适应无迹卡尔曼滤波器的智能车辆状态参数估计》，*Electronics*，*MDPI*，第12卷，第6期，2023年，doi.org/10.3390/electronics12061500。[40] M. Norouz：《基于粒子群优化-BPNN无迹卡尔曼滤波器的视觉惯性状态估计》，载于*2020*年第*28*届伊朗电气工程会议，2020年4月。[41] Yuming Yin、Jinhong Zhang、Mengqi Guo、Xiaobin Ning 1、Yuan Wang、Jianshan Lu：《通过平滑误差状态卡尔曼滤波器融合全球导航卫星系统和惯性测量单元数据以实现鲁棒定位》，*Sensors*（巴塞尔），第23卷，第7期，页3676，2023年4月1日，doi：10.3390/s23073676。[42] Nigatu, D. T.、Dinka, T. G.、Tilahun, S. L.：《不同收缩因子下粒子群优化算法的收敛性分析》，*Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*，2024年。[43] XiaoMing Li、ZiYi Wang、Yi Ying、FangXiong Xiao：《具有邻域学习的多种群粒子群优化算法》，*Scientific Programming*，第1卷，2022年。[44] Ying-Jie Liu、Chun-Hong Dou、Fapeng Shen、Qiu-Yun Sun：《基于无迹卡尔曼滤波和遗传-粒子群算法的车辆状态估计》，印度工程师学会期刊*C*系列 *102(2)*，第C 102(2)卷，2021年1月，DOI：10.1007/s40032-021-00663-1。[45] Yu Wang、Yushan Li、Ziliang Zhao：《基于自适应无迹卡尔曼滤波器的智能车辆状态参数估计》，*Electronics*，第12卷，第6期，页1500，2023年，doi.org/10.3390/electronics12061500。