恶劣天气下的安全自动驾驶：传感器评估与性能监测

Fatih Sezgin、Daniel Vriesman、Dagmar Steinhauser、Robert Lugner 和 Thomas Brandmeier

arXiv:2305.01336v1 [cs.RO] 2 May 2023

摘要——车辆的感知传感器——雷达、激光雷达和摄像头——必须持续且不受限制地工作，尤其是在自动化／自动驾驶方面，但不利的天气条件可能导致其性能下降。本文分析了这三种传感器技术在雨天和雾天，以及白天和夜间的传感器信号。在可调节、明确且可重复的天气条件下，于受控环境中记录了测试车辆将物体作为目标时的数据集。基于传感器性能评估，研究人员开发了一种检测传感器性能退化的方法，包括确定受影响的数据区域并估算退化程度。通过这种传感器监测，可在后续算法中采取措施，减轻或纳入考虑相关影响，并将其用于安全系统和辅助系统，以避免故障。

索引词——感知传感器、恶劣天气、雷达、激光雷达、摄像头、监测

一、引言

车辆中的安全与辅助系统高度依赖车辆的感知传感器，例如雷达、激光雷达和摄像头，因此这些传感器必须持续运行且不受限制，以避免约束系统触发和执行器控制出现故障。随着自动驾驶的发展，可靠且稳健的传感器信息将变得更加重要。然而，恶劣天气条件会对传感器产生影响，降低其性能。安全与辅助系统需要了解此类事件是否发生，以及传感器是否受到恶劣天气条件的影响。有关传感器干扰的信息对于避免故障并减轻这些影响至关重要。文献 [1], 讨论了传感器信息不准确或减少对车辆安全的影响，并研究了在不可逆约束系统激活背景下的传感器容差。

多项研究（例如 [2]–[10], ）表明，不同的前视传感器可能会受到各种天气影响的干扰。 [2] 总结了恶劣天气条件对最先进传感器的影响，并进一步利用仿真研究了不同天气条件对自动驾驶系统的影响。针对大雨， [3], 介绍了一项基于人工生成雨水、针对雷达和激光雷达的实验研究，表明在静态环境中，水滴会影响从物体接收到的信息。除了空气中的水滴外，路面上的一层水会在雷达罩也会使雷达传感器的信号衰减 [4]。Steinhauser 等人进一步探讨了雨水对行人检测造成的干扰，并强调了检测恶劣天气的重要性 [5]。 [6], 分析了激光雷达传感器在雨天和雾天的性能，得出的结论是，接收数据点的数量及其强度方差都会降低。对于雨天使用摄像头系统的情况， [7] 表明，雨水会导致像素强度方差增大，在某些情况下可通过调整摄像头参数加以改善。Hasirlioglu 等人研究了雨滴聚集在挡风玻璃上时，YoloV3 等物体检测算法在雨天条件下的性能 [8]。随着雨滴累积量增加，算法的检测性能会下降。如果传感器未能按预期运行，就必须检测并纠正故障，以确保安全运行。 [9] 提出了一种基于摄像头和激光雷达的天气类型分类方法。Goelles 等人综述了汽车感知传感器的 FDIIR（故障检测、隔离、识别与恢复）方法，并回顾了激光雷达传感器相关文献 [10]。他们指出，文献中最常报告的错误由雨、雾、雪等恶劣天气条件引起，这凸显了研究这些影响的重要性。他们还指出，仍需纳入针对这些故障的检测与恢复方法。

本文工作的动机是延续现有研究，并展示天气对自动驾驶和车辆整体安全领域中现有传感器影响的补充方面。由此推导出性能评估的相关参数，并开发一套监测系统。该监测系统基于对传感器测量结果的自诊断，持续输出传感器是否受到天气影响、受影响的程度以及受影响的区域。即时传感器性能评估使这套方法有别于单纯的天气分类，并为实现恢复方法提供了一种思路。

下一节介绍传感器装置、实验设计和数据处理。第三节评估天气对传感器数据的影响。第四节介绍传感器监测方法，说明其开发过程并展示结果。最后一节总结本文并探讨未来工作。

所有作者均来自德国因戈尔施塔特的因戈尔施塔特应用技术大学 CARISSMA 未来交通安全研究所（ISAFE）。邮箱：{fatih.sezgin, dagmar.steinhauser, daniel.vriesman, robert.lugner, thomas.brandmeier}@carissma.eu。

II. 材料与方法

所需数据是在 CARISSMA 研究与测试设施中的 C-ISAFE 研究所室内测试设施收集的，此外还在...

©2023 IEEE。允许个人使用本材料。所有其他用途均须获得 IEEE 的许可，无论是在当前还是未来的任何媒体中，包括为广告或促销目的重印或再版本材料、创作新的合集作品、转售或重新分发至服务器或列表，或在其他作品中重复使用本作品的任何受版权保护部分。

因戈尔施塔特应用技术大学测试中心使用其雨淋系统和雾化系统。雨淋系统覆盖 50 m x 4 m 的区域，可提供可控环境，确保降雨条件在强度（从 16mm/h 到 98 mm/h）、密度和液滴直径方面可靠且可重现。生成的雾以水为基础，覆盖整个测试大厅，并可通过调节能见度来提供逼真的条件。

A. 测量设置

测量使用了三种不同的传感器类型：激光雷达、雷达和摄像头。INRAS 的 RadarLog 雷达传感器是一种线性调频连续波雷达，配有 16 根接收天线，并可访问原始数据。中心频率设为 76.75 GHz，带宽设为 1.5 GHz，因此距离分辨率为 0.1 m。采样频率为 10 MHz，啁啾持续时间为 51.2 μs，重复间隔为 60 μs。Ouster 的 OS1 激光雷达配有 128 条扫描线，以 20 FPS 的帧率采集场景。使用了 PCO 的一台 16 位摄像头（型号：Edge），分辨率为 2560x2160 像素，设定帧率为 45 FPS。这些传感器安装在一个固定的传感器装置上。摄像头安装的位置与挡风玻璃上部后方摄像头系统的位置相对应。雷达和激光雷达安装在 0.75 m 的高度。通过室内定位系统跟踪测试车辆，以获取真实位置和速度，并在数据分析期间轻松区分车辆检测与其他检测。感知传感器和室内定位系统使用 Unix 时间戳同步，并经过外参标定，以便在数据处理期间将数据相互投影。测试车辆是一辆白色紧凑型 SUV（奥迪 Q2）。

B. 实验设计

数据是在不同场景以及不同光照和天气条件下记录的。天气条件包括干燥（无雨无雾）、雾（能见度约为 8 m）以及小雨（16 mm/h）和大雨（98 mm/h）。在图中，小雨和大雨分别缩写为 L.Rain 和 H.Rain。测量分别在昼间和夜间光照条件下进行。夜间测量时，测试设施完全处于黑暗状态。测量过程中，测试车辆以 15 至 20 kph 的速度，从 20 m 外沿中央方向驶向传感器装置。此外，还在没有测试车辆的情况下进行了测量，以单独采集天气造成的影响。相关感兴趣区域为传感器前方约 20 m × 4 m 的区域，与降雨区域相对应。

C. 数据处理

雷达发射的电磁波到达物体后，会被反射、接收、混频、滤波和采样。数据处理的第一步，即生成检测点，是对采样时间信号进行二维快速傅里叶变换（快速傅里叶变换），以获得距离-多普勒信息。随后，采用有序统计恒虚警率（Ordered Statistic Constant False Alarm Rate）滤波处理距离-多普勒频谱，以去除噪声。图 1 左侧显示了得到的距离-多普勒图。采用 Burg 方法获取角度信息 [11]–[13]。结果如图 1 右侧所示。

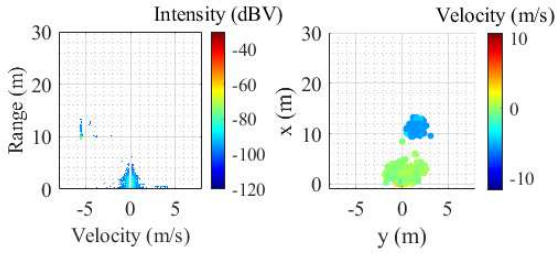

图 1. 小雨条件下雷达的检测结果，车辆位于约 10 m 处。5 m 以内的检测结果由雨水产生。左：距离-多普勒图。右：笛卡尔坐标系中的检测结果。

原始数据以激光雷达的点云和摄像头的 PNG（便携式网络图形）图像形式使用。测试车辆的位置根据室内定位系统接收的数据进行标注。首先使用激光雷达数据进行标注。在这一步中，位置信息被转换到激光雷达坐标系中，并为每一帧自动生成 3D 边界框。随后，使用两种传感器的外参标定参数，将边界框投影到雷达和相机帧上。

III. 天气对传感器数据的影响

本节讨论不同天气条件对不同传感器类型数据的影响。

A. 雷达

首先，考察天气对目标车辆反射的检测结果的影响。比较四种天气条件下车辆检测数量随距离的变化，场景为测试车辆驶近传感器支架。图 2 展示了相应曲线。每条曲线均由四次测量取平均得到，这些测量是在行驶路线和速度相近的情况下记录的。

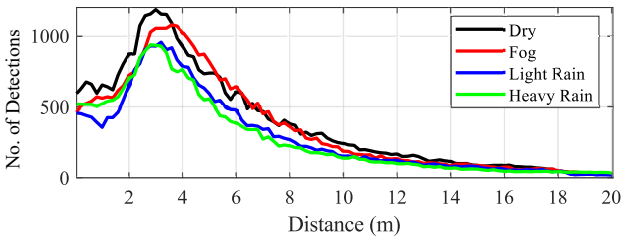

图 2. 由测试车辆产生的检测数量。

可以观察到，尽管天气条件恶劣，雷达仍能检测到大量数据中的物体。

在所有测试条件下均检测到了检测点。尽管如此，大多数检测点是在干燥条件下采集的，而在大雨条件下采集的数量最少。在小雨和雾天条件下，检测点的数量也略少。其中一个可能的原因是雷达罩上形成了水滴或水膜。由于记录的位置是车辆中心，因此随着车辆驶过传感器支架，检测点的数量会在车辆经过一定距离后减少。

从距离-多普勒数据中提取位于传感器正前方的簇的大小。该簇以速度 0 m/s 为中心，沿整个距离范围分布。所有静态检测始终位于该簇中。图 1 左侧的示例图中，传感器附近还有其他检测点。这些检测点来自将信号反射回传感器的雨滴。聚类算法会将这些点加入静态物体簇，因此使该簇的速度范围扩展至约 5 m/s。这会改变占用单元的数量和簇的大小，如图 3 所示。小雨时的簇小于大雨时的簇，但大于雾天和干燥条件下采集的雷达帧中的簇。雾天和干燥条件下采集的雷达帧中的簇最小，且大小相近。

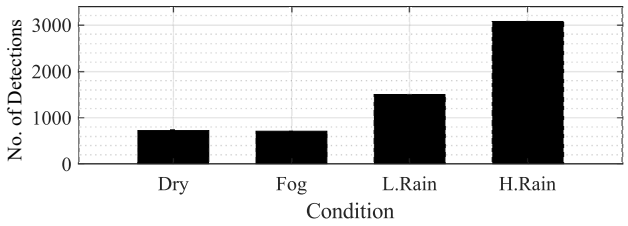

图 3. 距离-多普勒图中离传感器最近的簇的大小。

大雨时水滴产生的检测数量明显高于小雨时，参见图 4 左侧。中间的图表比较了平均速度和标准差。小雨时的速度较低，标准差也低于大雨时。右侧图表显示了雷达在这些雨势下能够探测到多远的雨滴。小雨时，该距离约为 5 m；大雨时约为 11 m。图 4 中的图表显示了每个柱形所对应的 50 个雷达帧的平均值。

总的来说，雷达在具有挑战性的天气条件下通常具有较强的鲁棒性。不过，雷达能够检测到空气中的水滴，而这些水滴可能会对雷达帧造成干扰。

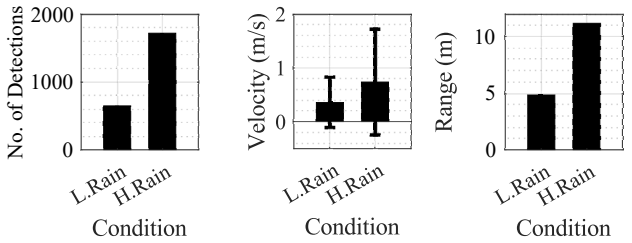

图4. 雷达捕获的各种降雨影响对比。

B. 激光雷达

图 5 展示了测试车辆在干燥天气和雾中的示例。对比可见，后者的信息损失十分显著。Vriesman 等人使用离散度作为指标，分析静态场景下激光雷达帧中车辆检测在雨天的信息损失[3]。本文也使用这一指标比较天气影响。车辆边界框内检测点的离散度对应于这些点到边界框原点的距离方差，见公式 1。 P O

$$\text{dispersion} = \sigma^2(d(O,P)) \tag{1}$$

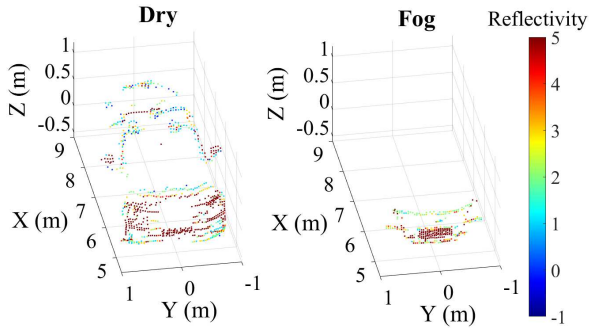

图5. 干燥和有雾条件下，5m距离处测试车辆在激光雷达数据中的外观。目标反射率通过传感器信号光子测量获得，并根据测得的距离和该距离处的传感器灵敏度进行缩放 [14]。

图6对比了不同天气条件下测量行驶过程中车辆边界框内的离散度值。每条曲线也都是通过四次测量行驶确定的。下雨时，已经记录到明显的信息损失。与雷达相比，激光雷达受降雨影响显著更大。在雾中，信息损失更加明显。

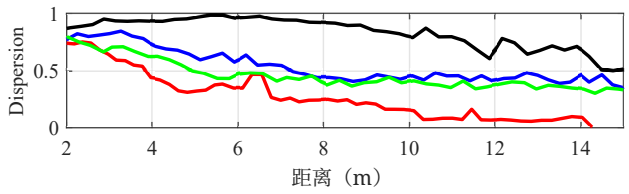

图6. 不同天气条件下车辆检测离散度的对比。黑色：干燥，红色：雾，蓝色：小雨，绿色：大雨。

截至目前，已经介绍了与测试车辆相关的信息损失。接下来，将考察激光雷达捕获的整个相关场景。激光雷达输出检测点的最小距离如图7所示。在干燥条件下，通常首先检测到地面，而首次检测的距离取决于传感器的安装高度。在恶劣天气条件下，检测点的最小距离非常小，因为激光雷达会检测到空中的水滴。浓雾中也观察到了类似现象

。激光雷达会在非常短的距离处检测到雾气气溶胶。当雾笼罩传感器时，会导致环状现象，从而在激光雷达周围形成甜甜圈状图案的检测点 [15]。

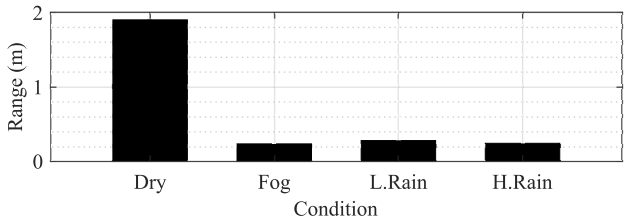

图 7. 不同天气条件下到最近激光雷达检测点的距离。

图 8 展示了在接近车辆的车辆距离范围内，激光雷达帧中的不同平均强度。这些曲线考虑了相关视场内所有检测点的强度。前文所述的环状现象解释了为什么雾天的数值始终最高。雨天条件下的曲线整体处于相近水平。两种情况下，车辆距离越近，数值越高。空气中的雨滴会导致信号衰减，使较远距离处检测点的平均强度降低。

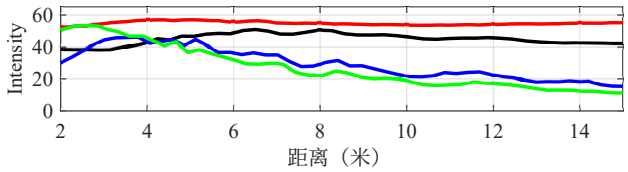

图 8. 场景中有车辆行驶时激光雷达检测点的平均强度。黑色：干燥；红色：雾；蓝色：小雨；绿色：大雨。

研究还考察了天气影响对地面检测的影响。恶劣天气条件下的地面检测数量低于干燥条件下。后者在相关视场内约有 14,000 个检测点。雾和雨分别使检测点数量降至约 2,000 和约 8,000 个。这些数值是对 50 帧取平均所得。雾天导致地面检测数量减少的原因之一是前文所述的环状现象，它会阻止射线到达更远处的地面。下雨时，地面会形成水坑，使射线发生偏转。

总而言之，激光雷达在恶劣天气条件下的性能会大幅下降。即使是小雨也会导致信息丢失和强度降低。随着降雨强度增加，这些影响会愈发明显。浓雾造成的性能退化最为严重。

C. 摄像头

作为分析天气对摄像头影响的一部分，除了清晰度、亮度和对比度等帧图像指标外，还使用 YoloV5 [16] 目标检测器，考察摄像头捕捉到的天气影响会如何影响此类算法的性能

图像。为此，使用 BDD100K数据集 [17], 训练模型，该数据集包含与场景、光照和天气条件相关的数据，这些数据来自真实道路交通中的测量结果。随后将模型应用于上述采集的数据。本文研究了车辆置信度分数随其位置变化的情况。在图 9 上图中，可以比较不同天气条件下白天的检测结果。可以看出，雾对检测器性能的影响很大。只有在距离较近时，物体分数才达到与干燥和雨天条件下相近的水平。图 9 下图展示了夜间不同天气条件下的目标分数。这些表现明显低于白天，且车辆经常无法被检测到，尽管近一半的训练数据都代表夜间场景。不过，测试期间没有灯光照向目标车辆，只有车辆自身的车灯亮着。

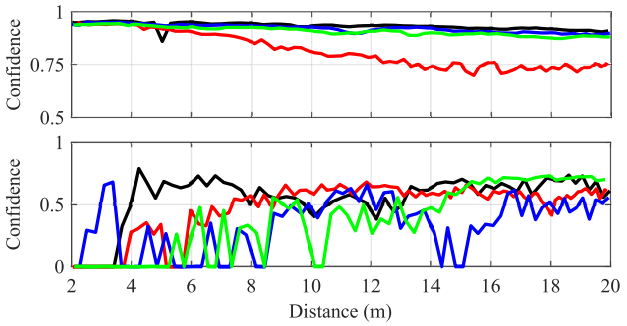

图 9. YOLOv5 在白天（上）和夜间（下）车辆检测的置信度分数。黑色：干燥条件，红色：雾，蓝色：小雨，绿色：大雨。

分析摄像头性能退化时，也考察了清晰度、亮度和对比度等指标（图 10）。每次评估均使用约 150 个相机帧进行测量。清晰度通过拉普拉斯算子计算 [18]。最模糊的图像是在夜间条件下拍摄的。这可能是因为摄像头自动设置了较长的曝光时间。白天拍摄的图像中，雾天最模糊，干燥条件下最清晰。总体而言，所有天气条件都会对这一数值产生负面影响。此外，结果表明，光照条件对检测性能起着至关重要的作用，必须始终予以考虑。通过将相机帧转换到 HSV 色彩空间并观察其明度值，确定了帧的亮度。白天雾天拍摄的帧最亮。夜间场景中，雾天拍摄的帧也最亮。原因之一是，覆盖画面较大部分的雾粒会散射车辆的灯光。不出所料，夜间场景拍摄的帧通常比白天拍摄的更暗。

均方根（RMS）对比度 [19] 用于比较图 10 中不同天气条件下图像的对比度。白天条件下帧的对比度高于黑暗环境下帧的对比度。明亮且有雾的帧对比度最高。图像直方图

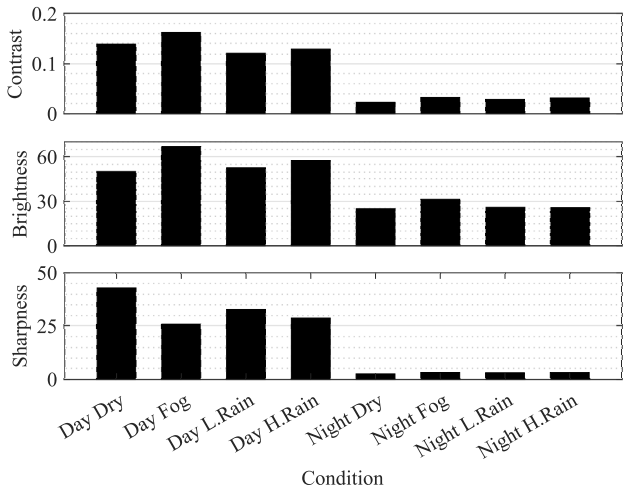

图 10. 使用拉普拉斯运算计算不同条件下图像的清晰度、亮度和对比度。

表明雾会分散图像的强度值。因此，在这个特定的录制地点，雾天的强度范围比干燥天气下更大。

因此，摄像头会受到光照不佳和恶劣天气条件的影响。即使是小雨，也会导致所研究参数发生变化。与激光雷达一样，雾造成的影响最为明显。

IV. 传感器监测

在分析了天气影响相关数据后，建立了一个传感器监测系统，以自动确定传感器在不同天气条件下的数据质量。本节介绍其底层方法。开发了一种基于模糊逻辑树和遗传算法 [20] 的传感器监测系统。选择模糊逻辑而非神经网络等黑箱方法的原因之一，是车辆安全要求采用可控且透明的方法。首先，构建开发数据集，并从数据帧中提取受天气影响的参数和信息。为雷达选择的参数包括速度的标准差、针对所有数据点计算的球形半径为一米的点云密度的均值和标准差、原始数据中的强度，以及在整个帧中确定的簇大小和仅针对离传感器最近的点单独确定的簇大小。对于激光雷达，提取点云密度和强度值，以及最大和最小距离的变化。对于摄像头，使用对比度值、清晰度和亮度。由于规则是使用遗传算法构建和优化的，因此需要采用相应方法，对不同天气条件下传感器的性能进行一致标注。针对不同传感器，采用以下指标：激光雷达的车辆边界离散度、YOLOv5 的物体置信度分数，以及摄像头的交并比（IOU）与真实值边界框，和雷达的测试车辆检测点数量。随后，使用阈值将这些值转换为相应的表达式。

良好、较差和中等，并添加到提取的信息中。因此，该数据集包含数据帧、随不同天气条件变化的提取信息，以及判定出的传感器性能标签。基于该数据集，构建模糊树中的模糊推理系统（FIS），并使用遗传算法进行优化。每个 FIS 有两个输入和一个输出。整个模糊树的末端输出传感器性能。对于雷达和激光雷达，由于传感器性能取决于距离，因此每隔 2 米的距离范围分别设置一棵模糊树。

传感器监测模块使用新数据进行开发和测试。图 11 展示了将其应用于帧数据时自动评估传感器性能的工作流程。该过程首先将数据帧输入系统。随后，系统从帧中提取信息，并将其传输至传感器监测模块。该模块根据预先构建的模糊树输出传感器性能。此外，该模块还利用根据多普勒数据和检测点空间信息计算出的最近簇，确定雷达受干扰速度的网格地图和空间区域。如图所示，该特定簇包含雨水信息。结合速度信息进行三维聚类，即使车辆处于降雨区域内，也能够实现分离。此外，距离-多普勒数据中的雨簇形状可以表明目标物体是否正在进入该簇。例如，当检测到的车辆在短距离内减速并进入降雨速度范围时，其形状会发生变化。

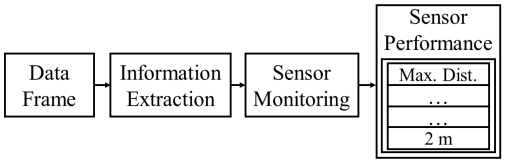

图 11. 监控工作流程。

监测系统在不同天气条件下进行了测试，示例如下。图12左侧显示了激光雷达帧的结果，该帧是在雾中采集的。近距离处的帧质量获得了良好评价，但随着距离增加，质量逐渐下降。

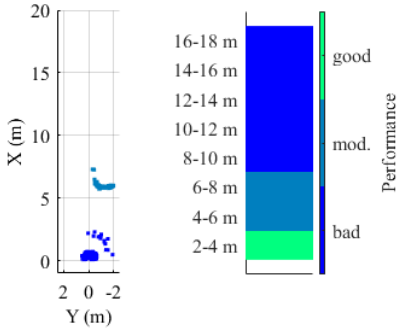

图 12. 雾中激光雷达的监控。

图13显示了在不同光照条件下于雾中采集的相机帧。日间帧的质量良好，而夜间帧的质量中等。作为比较，还显示了YOLOv5对检测目标给出的检测边界框和置信度。左侧帧中，边界框与检测到的车辆大小较为匹配；而右侧帧中，边界框大于物体本身。

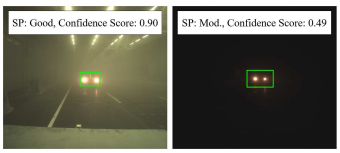

图 13. 雾中摄像头的监测。

在所有测试驾驶中，雷达在各种天气条件下都是一种可靠的传感器，即使在大雨中也能检测到车辆并获取充足的信息。然而，雷达也会检测到雨滴，这些雨滴出现在近距离范围内。为应对这种干扰，我们按照上述方法创建了网格地图，标示受影响的速度范围和空间区域。图 14 展示了图 1 中小雨场景示例的结果。

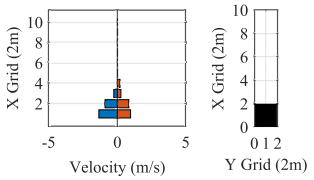

图 14. 小雨中雷达的监测结果。

V. 结论

总而言之，本文对传感器性能的分析表明，雷达、摄像头和激光雷达可能会受到雨、雾等恶劣天气的影响。此外，光照条件对摄像头的性能起着重要作用。这凸显了在开发安全、辅助和自动驾驶功能时考虑此类现象的重要性。此外，本文还提出了一种传感器监测系统方案。所提出的基于模糊逻辑和遗传算法的传感器监测方案，有望评估传感器系统的可靠性并输出评估结果，这是确保适用于安全自动驾驶和自动驾驶的传感器系统保持最佳性能的重要一步。仍需开展更多研究，以充分探索这一方案的可能性，并在真实场景中测试其性能。

致谢

作者谨向测试工程师 Christo- pher Ruzok 和 Michael Graf 致谢，感谢他们协助开展测量工作；同时也感谢 e:fs TechHub GmbH 的支持。本研究是在 SAVE-ROAD 项目（巴伐利亚研究基金会，资助编号 AZ- 1355-18）和 KICSAFe 项目（Bayerisches Staatsministerium f¨ur 经济事务、区域发展与能源部，资助编号 DIK0461/01）框架内开展的。

参考文献

[1] R. Lugner、D. Vriesman、M. Inderst、G. J. A. Sequeira、N. Pasupuleti、A. Zimmer 和 T. Brandmeier，“真实案例场景中预碰撞安全系统传感器容差及其不可避免性的评估”，载于 2020 年 IEEE 第三届联网与自动驾驶车辆研讨会（CAVS），第 1–6 页，2020 年。[2] S. Zang、M. Ding、D. Smith、P. Tyler、T. Rakotoarivelo 和 M. A. Kaafar，“恶劣天气条件对自动驾驶车辆的影响：雨、雪、雾和冰雹如何影响自动驾驶汽车的性能”，IEEE《车辆技术杂志》，第 14 卷，第 2 期，第 103–111 页，2019 年。[3] D. Vriesman、B. Thoresz、D. Steinhauser、A. Zimmer、A. Britto 和 T. Brandmeier，“雨水对检测和测距传感器造成干扰的实验分析”，载于 2020 年 IEEE 第 23 届智能交通系统国际会议（ITSC），第 1–5 页，2020 年。[4] A. Arage、W. M. Steffens、G. Kuehnle 和 R. Jakoby，“水层和冰层对汽车雷达的影响”，载于德国微波会议论文集，Citeseer，2006 年。[5] D. Steinhauser、P. Held、B. Th¨oresz 和 T. Brandmeier，“迈向安全自动驾驶：汽车雷达在雨天行人检测方面的挑战”，载于 2020 年第 17 届欧洲雷达会议（EuRAD），第 409–412 页，2021 年。[6] R. Heinzler、P. Schindler、J. Seekircher、W. Ritter 和 W. Stork，“天气对汽车激光雷达传感器的影响及天气分类”，载于 2019 年 IEEE 智能车辆研讨会（IV），第 1527–1534 页，2019 年。[7] K. Garg 和 S. Nayar，“摄像头何时能看到雨？”，载于 IEEE 第十届计算机视觉国际会议（ICCV’05）第 1 卷，第 2 卷，第 1067–1074 页，2005 年。[8] S. Hasirlioglu、F. Reway、T. Klingenberg、A. Riener 和 W. Huber，“挡风玻璃上的雨滴：基于摄像头的物体检测性能评估”，载于 2019 年 IEEE 车辆电子与安全国际会议（ICVES），第 1–7 页，2019 年。[9] C. Dannheim、C. Icking、M. M¨ader 和 P. Sallis，“利用摄像头和激光雷达系统检测车辆天气”，载于 2014 年第六届计算智能、通信系统与网络国际会议，第 186–191 页，2014 年。[10] T. Goelles、B. Schlager 和 S. Muckenhuber，“汽车感知传感器的故障检测、隔离、识别与恢复（FDIIR）方法：附激光雷达详细文献综述”，Sensors，第 20 卷，第 13 期，2020 年。[11] S. de Waele 和 P. M. T. Broersen，“分段的 Burg算法”，IEEE《信号处理汇刊》，第 48 卷，第 10 期，2000 年。[12] F. Sezgin、D. Vriesman、P. Held、A. Zimmer 和 T. Brandmeier，“一种基于雷达点云进行行人行为解读的深度学习方法”，载于 2021 年第 18 届欧洲雷达会议（EuRAD），第 66–69 页，2022 年。[13] P. Held、D. Steinhauser、A. Koch、T. Brandmeier 和 U. T. Schwarz，“一种基于模型的汽车雷达行人跟踪新方法”，IEEE《智能交通系统汇刊》，第 1–14 页，2021 年。[14] O. Inc.，“固件用户手册。” https://ouster.com/downloads/，2022 年。[在线；访问日期：2023]年 1 月 11 日。[15] J. Lee 、 D. Shiotsuka 、 T. Nishimori 、 K. Nakao 和 S. Kamijo，“基于生成对抗网络的激光雷达晴天与恶劣天气数据转换，用于自动驾驶和驾驶仿真”，Sensors，第 22 卷，第 14 期，2022 年。[16] U. LLC，“YOLOv5。” https://github.com/ultralytics/yolov5，2020 年。访问日期：2023-01-13。[17] F. Yu、H. Chen、X. Wang、W. Xian、Y. Chen、F. Liu、V. Madhavan 和 T. Darrell，“BDD100K：用于异构多任务学习的多样化驾驶数据集”，2018 年。[18] R. Bansal、G. Raj 和 T. Choudhury，“使用拉普拉斯算子和 OpenCV 进行模糊图像检测”，载于 2016 年国际系统建模与研究趋势进展会议（SMART），第 63–67 页，2016 年。[19] P. E，“复杂图像中的对比度”，载于《美国光学学会杂志 A：光学与图像科学》，1990 年。[20] F. Herrera、M. Lozano 和 J. L. Verdegay，《使用遗传算法从示例生成模糊规则》，第 11–20 页。World Scientific，1995 年。

此图“fig1.png”提供以下格式的“PNG”文件：

http://arxiv.org/ps/2305.01336v1