评估移动环境中低成本 $PM_{2.5}$ 传感器的性能

Priyanka deSouza[1, 2*]，An Wang[3], Yuki Machida[3], Tiffany Duhl[4], Simone Mora[3], Prashant Kumar[5,6], Ralph Kahn[7], Carlo Ratti[3], John L Durant[4], Neelakshi Hudda[4]

1：丹佛科罗拉多大学城市与区域规划系，美国科罗拉多州丹佛市，邮编 80217 2：博尔德科罗拉多大学 CU人口中心，美国科罗拉多州博尔德市，邮编 80309 3：MIT感知城市实验室，美国马萨诸塞州剑桥市，邮编 02139 4：塔夫茨大学土木与环境工程系，美国马萨诸塞州梅德福市，邮编 02155 5：萨里大学全球清洁空气研究中心（GCARE）、可持续发展学院、土木与环境工程系、工程与物理科学学院，英国萨里郡吉尔福德，邮编 GU2 7XH 6：萨里大学可持续发展研究所，英国萨里郡吉尔福德，邮编 GU2 7XH 7：NASA戈达德太空飞行中心，美国马里兰州格林贝尔特，邮编 20771

*通讯作者：priyanka.desouza@ucdenver.edu

摘要

用于测量空气污染的低成本传感器（LCS）越来越多地应用于移动场景，但有关测量质量的问题仍未得到解答。例如，在移动环境中校正 LCS 数据的最佳方法是什么？哪些因素对移动式低成本传感器数据与更高质量的仪器之间的差异影响最大？能否利用 LCS 数据识别热点并生成具有普适性的污染物浓度地图？为了解答这些问题，我们在美国马萨诸塞州波士顿的一辆移动实验室中部署了低成本 $PM_{2.5}$ 传感器（Alphasense OPC-N3）和一台研究级仪器（TSI DustTrak）。我们首先在附近的监管监测站，将这些仪器与固定式 $PM_{2.5}$ 参考监测仪（TeledyneT640）进行共址。接着，我们利用参考测量值建立了不同模型，以校正 OPC-N3 和 DustTrak 的测量值，然后将校正方法应用于移动环境。我们发现，在固定环境中，较复杂的校正模型似乎比简单模型表现更好；然而，将校正方法应用于移动环境后，校正后的 OPC-N3 测量值与校正后的 DustTrak 数据的一致性反而较差。总体而言，使用分钟级共址测量数据开发的校正方法，比使用小时平均数据开发的方法更适用于移动环境。移动实验室速度、OPC-N3 相对于行进方向的朝向、日期、一天中的小时以及道路类别，共同解释了移动部署期间校正后的 OPC-N3 与 DustTrak 测量值之间虽小但显著的变异。OPC-N3 识别出的持续热点与 DustTrak 识别出的热点一致。同样，根据移动环境下校正后的 OPC-N3 和 DustTrak 测量值生成的 $PM_{2.5}$分布地图

也具有良好的一致性。这些结果表明，识别热点以及绘制具有普适性的 $PM_{2.5}$ 地图，是移动式低成本传感器数据的适当应用场景。

1 引言

暴露于细颗粒物（$PM_{2.5}$；空气动力学直径为 ≤2.5 μm 的颗粒物质量浓度）是世界各地城市面临的一项重大环境健康风险[1–6]。空气质量监测对于制定有效的污染管理计划至关重要；然而，参考空气质量监测仪的资本和运行成本都很高。即使在拥有全球最密集监测网络之一的美国，设有监管级（亦称参考级）监测仪的美国县也不到三分之一[7]。如此稀疏的监测网络无法充分表征复杂城市环境中的空气污染空间变化；在这些环境中，污染物浓度在短短几十米的距离内就可能有显著差异[8,9]。

低成本传感器（LCS）的密集网络（按美国环保署空气传感器工具箱的定义，价格为< 2500 美元[10]）正越来越多地用于填补世界各地城市中的 $PM_{2.5}$浓度数据空白[11–16]。人们尤其日益关注将低成本传感器用于移动监测应用，以相对较低的成本捕捉城市污染的细粒度空间变化。然而，低成本传感器的测量值容易出现误差，在解读数据之前需要进行校正[17–20]。

随着低成本传感器（LCS）的应用日益广泛，美国和欧洲的监管机构已制定实验室和现场评估 LCS 的规程。尽管这些规程为评估 LCS 提供了重要参考，但在实际应用中仍面临诸多挑战。例如，LCS测量值与参考监测仪测量值的一致性会随相对湿度（RH）、温度（T），以及气溶胶浓度、粒径分布和成分而变化。LCS的移动部署可能会因振动、风速以及车辆对颗粒物$_{2.5}$混合模式的扰动而引入额外的不确定性。因此，必须针对参考监测仪对LCS进行系统评估，以便恰当校正高频移动测量，并评估移动式低成本传感器数据的适用场景。

迄今为止，针对移动环境下LCS的评估研究寥寥无几。我们仅发现一项研究，在移动平台[21]上，针对颗粒物$_{2.5}$，利用同址参考仪器的测量值系统评估了LCS（PurpleAir PA-II 监测仪）的性能。该研究发现，随着设备周围空气流速增加，PurpleAir测量值的准确性会下降。

我们旨在评估基于固定式同址实验开发的校正模型，应用于一种常用低成本传感器——Alphasense 光学粒子计数器（OPC-N3）的移动部署时，其可迁移性。此前文献尚未报道校正模型的选择对低成本传感器在移动环境中的性能所产生的影响。此外，我们还评估了经校正的 Alphasense OPC-N3 在不同驾驶条件和不同城市微环境中的性能。我们报告了哪些因素（即传感器方向、车辆速度、道路类别和气象条件）会导致经校正的 OPC-N3 与研究级监测仪（TSI DustTrak）测得的颗粒物$_{2.5}$ 测量值之间出现差异

之间的差异。最后，我们评估了使用移动式低成本传感器满足两种常见应用需求的可行性：检测颗粒物$_{2.5}$ 热点，以及绘制采样区域内颗粒物$_{2.5}$浓度的可推广地图。

2 材料与方法

2.1 City Scanner：低成本传感器套件

作为麻省理工学院 Senseable City Lab 的 City Scanner 项目的一部分，我们开发了一套可定制的低成本传感器套件，用于移动应用[22,23]。本研究中，我们使用了两套 City Scanner 传感器套件，每套均配备一台 Alphasense OPC-N3[24] 光学粒子计数器，用于测量颗粒物；一台 SHT20[25] ，用于测量温度和湿度；一个 GPS传感器以及闪存。数据通过全球移动通信系统（GSM）传输至服务器，并可远程访问。

2.1.1 低成本 $PM_{2.5}$ 传感器：Alphasense OPC-N3

OPC 测量采样空气受到激光束照射时各颗粒散射光的强度。散射光量取决于颗粒大小。制造商使用已知粒径的单分散颗粒对 OPC 进行校准，并得出从 0.35 到 40 μm 范围内 24 个粒径区间的计数值。Alphasense数据归约算法将颗粒计数转换为 $PM_{2.5}$ 质量浓度。**第 S1 节** 补充信息（*SI*）简要概述了此前对 OPC-N3 的评估。本实验中，我们使用了一台已有数年历史的 OPC-N3（称为 OPC 1）和一台全新的 OPC-N3（称为 OPC 2）。

2.2 高成本便携式颗粒物$_{2.5}$ 监测仪：TSI DustTrakTM

我们在移动监测实验中使用 TSI DustTrak II 8533 作为参考仪器。DustTrak 使用激光光度计，根据90^0光散射实时测定颗粒物质量浓度。DustTrak II 8533[26] 可检测直径为 0.1 至15 μm 的颗粒，质量浓度分辨率为±01% 或1 μg/m^3 （以较大者为准）。DustTrak 可报告 PM_1, $PM_{2.5}$、PM_4, 和 PM_{10}。我们选择 DustTrak 是因为其报告的精度较高[27]。

2.3 实验设计

我们将两台 CityScanners 放置在同一固定监测站点，该站点配有一台参考监测仪；并以参考测量值作为金标准，为 OPC-N3 开发校正模型（亦称校准模型）。我们还在另一处配有参考监测仪的固定监测站点，将一台 DustTrak监测仪与其并置，并为 DustTrak 开发校正模型。随后，我们将两台 CityScanners 和 DustTrak 安装在移动实验室中，在波士顿按预设路线行驶并采集测量值。我们通过比较校正后的光学粒子计数器测量值与校正后的 DustTrak 数据，评估不同 OPC-N3 校正模型在移动环境中的可迁移性。我们还评估了校正后的移动 OPC-N3 与 DustTrak 测量值之间的差异有多少是由以下因素造成的：

例如 OPC-N3的朝向、车辆速度、天空可视因子（可见天空所占比例，可用于指示街道几何形态和建筑密度[28]）、气象条件、一天中的时段和日期。随后，我们针对两种应用场景，评估校正后的移动 OPC-N3 测量值相对于 DustTrak 的表现。

2.3.1 在环境条件充分表征的固定环境中进行性能评估

2022年4月11日上午11:40至2022年4月27日下午4:36期间，我们在波士顿努比亚广场的美国环保署组分趋势网络参考站点（站点标识符：25-025-0042；由马萨诸塞州环境保护部（MADEP）维护）将两台 Alphasense OPC-N3 与一台参考监测仪并置测量。该站点具有城市背景代表性，位于我们的移动监测活动所覆盖的研究区域内。

2022年6月29日上午8:50至2022年7月5日上午8:30期间，我们将 DustTrak 安置在波士顿一处毗邻93号州际公路的 MADEP 参考站点（站点标识符：25-025-0044；同样位于研究区域内）进行并置测量。MADEP 两处站点的参考监测仪均为 Teledyne T640，采样频率为1分钟。

固定共址测量期间，OPC-N3 的采样频率为 5 秒，DustTrak 的采样频率为 1 分钟。我们每 1 分钟对 OPC-N3 数据取平均，并将分钟平均数据与参考监测仪同期的 1 分钟测量值合并。同样，我们将 DustTrak 测量值与同期的参考测量值合并。我们还每小时对 OPC-N3 和 DustTrak 的测量值取平均，并将小时平均数据与参考监测仪同期的小时平均测量值合并。我们总计获得了 22,882 组 OPC 与参考监测仪同期的分钟平均测量值，以及 386 组小时平均测量值。我们总计获得了 8,618 组 DustTrak 与参考监测仪同期的分钟平均测量值，以及 143 组小时平均测量值。

我们使用两项指标评估两台 OPC-N3 彼此之间的性能：(1) 皮尔逊相关系数 (R)，以及 (2) 均方根误差 (RMSE)。我们也选择评估 RMSE，因为当 $PM_{2.5}$ 浓度接近仪器的检出限时，R 可能会误导对传感器性能的判断。此外，我们还比较了固定环境下的传感器测量值；在比较前，我们使用经验校正（将在下一节介绍）根据参考测量值校正 OPC-N3 和 DustTrak 的 $PM_{2.5}$ 测量值。

2.3.1.1 定义用于校正光学粒子计数器的模型

这些校正模型旨在尽可能准确地预测真实的颗粒物$_{2.5}$ 浓度。参考测量值被视为真实颗粒物$_{2.5}$ 浓度，并作为模型中的因变量。

我们评估了 17 种校正模型，涵盖温度（温度）、相对湿度（相对湿度）和露点（日期）的不同组合（**表 S1**）。我们使用各 CityScanner 移动传感器套件报告的温度和相对湿度，因为这些数据最能代表

光学粒子计数器所经历的条件。比较并置光学粒子计数器所经历的分钟平均温度和相对湿度时，得到的 R 语言值均为 ~0.95。将光学粒子计数器的分钟平均温度和相对湿度与参考站点的数据进行比较时，观察到的 R 语言值分别为 0.92 和 0.90（**图 S1**）。我们使用 R 编程语言中的*weathermetrics* 软件包，根据 CityScanner 传感器套件报告的温度和相对湿度推导出露点（日期）[29], ，因为露点已被证明是颗粒物吸湿增长的良好替代指标[30,31]。

17 个校正模型中有 16 个是多元回归模型，这些模型也已应用于近期论文中[18,30] ，用于校正低成本传感器网络。由于 T、RH 和 D 并非相互独立（**图 S2**），这 16 个线性回归模型将气象条件作为交互项纳入，而非加性项。第 17 个校正模型采用机器学习技术：随机森林（RF）。机器学习模型能够捕捉更复杂的非线性效应，例如额外空间和时间变量之间未知的关系。我们选择使用 RF，因为它已广泛用于校正低成本传感器[32,33]。*SI***第 S2 节**详细介绍了 RF 技术。为避免 RF 模型过拟合，我们采用了 10 折交叉验证（CV）方法。有关交叉验证方法的更多详情，请参阅*SI* **第 S3 节**。

我们针对每台光学粒子计数器分别建立了分钟平均和小时平均的固定站点校正模型，并使用这些模型校正移动式光学粒子计数器数据。我们报告了 R 和均方根误差（RMSE），用于比较利用各校正模型得出的预测测量值与相应的参考测量值。

2.3.1.2 校正 DustTrak

我们应用了三种广泛使用的校正方法[34] 来校正 DustTrak 数据，包括简单的偏差校正、湿度调整经验方程，以及补充信息 **第 S4 节**中所述的相对湿度校正线性回归模型。我们评估了 R 语言和均方根误差（RMSE），以比较采用这三种方法校正后的 DustTrak 测量值与相应的参考测量值。

我们将基于分钟平均数据开发的校正方法应用于移动环境下的 DustTrak 数据，因为这一频率最接近移动测量的频率（5 秒）。在本实验中，我们将校正后的 DustTrak 数据作为移动部署的金标准。在补充分析中，我们使用基于小时平均共址数据开发的校正方法，校正移动环境下的 DustTrak 测量值。

2.3.2 移动环境下光学粒子计数器测量的性能评估

我们通过考察将校正后的光学粒子计数器测量值与同期校正后的 DustTrak 数据进行比较时，R 语言和均方根误差（RMSE）是否有所改善，评估了各种光学粒子计数器校正技术向移动环境的可迁移性。我们还评估了共址期间的温度和相对湿度分布是否能代表移动部署情况（补充信息 **图 S3、S4**）。

我们将两台 CityScanners 与 DustTrak 并排放置在一辆移动实验室[35]中。该移动实验室是一辆电动汽车，DustTrak 由电池供电，

因此无需针对车辆自身排放物被采样所造成的影响进行测量校正；相关细节另有说明[35]。DustTrak 放置在移动实验室内，并通过一根长 45 厘米的导电管连接至主静压箱。两台 City Scanners 放置在移动实验室顶部。

搭载 OPC 1 的 City Scanner 1 在 2022年2月11日 至 2022年4月5日期间的 12 个不同日期共部署了 ~ 58 小时。搭载 OPC 2 的 City Scanner 2 在 2022年3月23日 至 2022年4月5日期间的 3 个不同日期共部署了~ 14 小时。在实验过程中，OPC 1 进气口相对于车辆行驶方向的方位（平行或垂直）有所变化（**表 S2**）。采样路线经过精心选择，以涵盖多种微环境，例如高速公路、隧道以及商业街和住宅街道。

OPC-N3 和 DustTrak 的采样频率为 5 秒。我们在 12 次不同的移动监测行程中，共获得 34,127 组 OPC 1 与 DustTrak 的同步移动测量值；在 3 次不同的移动监测行程中，共获得 7,972 组 OPC 1、OPC 2 与 DustTrak 的同步测量值。我们展示了每次行程的描述性统计数据（**表 S2**）。每次行程的采样路线地图见补充信息 **图 S5**。

我们比较了采用**表 S1**中提出的不同技术校正后的移动式光学粒子计数器测量值，以及校正后的 DustTrak 测量值（**表 1**），并报告了最适用于移动环境的校正模型。在补充信息 **表 S3**中，我们比较了校正后的光学粒子计数器和 DustTrak 测量值；其中，移动环境下的 DustTrak 数据是使用固定环境中的小时平均共址测量进行校正的。

我们进行了方差分析（ANOVA）检验，以确定哪些因素最能解释绝对差，以及校正前后光学粒子计数器测量值之间的差异，还有校正后的光学粒子计数器与 DustTrak 测量值之间的差异。我们考察了相对湿度、温度、一天中的时段、行程日期、车辆速度、进气口朝向、空间协变量（例如测量所在的道路类别），以及每个移动测量地点周围 100 米范围内因建筑物而形成的天空可视因子（SVF）。对于 1,529 次（4.5%）和 3,875 次（11.4%）移动式光学粒子计数器1测量，我们分别缺少 SVF 数据和道路类别数据。对于 308 次（3.9%）和 1,533 次（19.2%）移动式光学粒子计数器2测量，我们分别缺少 SVF 数据和道路类别数据。鉴于缺少道路类别信息的测量次数较多，我们未在主要分析中纳入道路类别，而是将其纳入补充分析（补充信息 **表 S4**）。

2.4 评估移动式低成本传感器的应用场景

我们评估了两种应用场景。首先，我们研究了低成本传感器与研究级仪器测得的热点识别结果，以及持续性热点之间的重叠情况。热点定义为每台仪器测得的原始 $PM_{2.5}$ 浓度中处于最高百分之一的值。持续性热点定义为：在多个日子里，同一地点的所有测量值中处于最高百分之一的 $PM_{2.5}$ 测量值。我们采用层次聚类，根据每台仪器在同一空间区域报告的最高 $PM_{2.5}$ 浓度，并以 100 m 为距离截断值，识别热点。随后，我们确定了每个聚类中的测量次数（n），以及各聚类测量所涉及的不同运行次数（nr），最后将一个

持续热点定义为满足 n > 5 且 nr > 1的聚类。我们将 OPC 1 的未经校正的 $PM_{2.5}$ 测量值与 DustTrak 测量值进行了比较，以评估这一应用场景，因为先前研究表明，低成本传感器的原始 $PM_{2.5}$ 测量值可用于检测热点[8]。在本分析中，我们仅使用 OPC 1 的测量值，因为它运行了 12 日，而 OPC 2 仅运行了 3 日。

第二个应用场景是为研究区域绘制具有“普适性”的颗粒物$_{2.5}$ 浓度地图。地图按照以下步骤制作：

(1) 计算背景校正值，以比较不同日期和不同时段在同一地点测得的颗粒物$_{2.5}$测量值。(2) 将背景校正应用于各设备测得的颗粒物$_{2.5}$ 浓度。(3) 将采样区域划分为 50 m x 50 m 的网格单元，然后计算研究区域内每个网格单元的背景校正颗粒物$_{2.5}$ 浓度中位数。我们选择使用 50 m 的分辨率，因为它比 GPS误差（6 m）高一个数量级，同时又足够精细，能够绘制研究区域颗粒物$_{2.5}$浓度的精细地图。

我们评估了采样区域内每个网格单元的普适性颗粒物$_{2.5}$ 浓度中位数及采样误差（3,824 个网格单元具有 OPC 1 测量值，1,763 个网格单元具有 OPC 2 测量值），评估对象包括光学粒子计数器的校正数据和未校正数据，以及 DustTrak 的校正测量值。有关如何计算此类“普适性”颗粒物$_{2.5}$ 浓度和采样误差的更多信息，请参见补充信息**S5** 部分*SI* 。我们考察了以下各项所生成的普适性颗粒物$_{2.5}$ 浓度地图之间的相关性：(1) 所有 30 m 道路路段；(2) 仅包含测量值来自多次行程的路段；并考察了根据各仪器的采样变异性计算得出的普适性颗粒物$_{2.5}$ 浓度归一化标准误差为 < 20%。

所有分析均使用 R软件进行。在所有分析中，p值 < 0.05 被视为具有统计显著性。

3 结果与讨论

在共址测量期间，相对湿度涵盖了移动部署中观测到的条件范围，不过移动部署期间的部分温度高于固定共址测量期间的温度（>25^{0}C 对比 ≤ 25^{0}C）（**图 S3-4**）。

3.1 评估共址测量期间开发的校正方法

比较未校正的 DustTrak 分钟平均数据与参考监测数据时，得到的 R 和均方根误差分别为 0.81 和 7.8 μg/m^3, 。使用未校正的小时平均数据重复此计算时，得到的 R 和均方根误差分别为 0.77 和 8.8 μg/m^3, 。总体而言，我们发现，对 DustTrak 数据进行简单的偏差校正（*SI* **第 S4 节**中的方程 1）表现最佳；使用小时平均和分钟平均数据时，R 和均方根误差分别为 0.77 和 3.3 μg/m^3, ，以及 0.81 和 2.0 μg/m^3 。

正如预期，较新的光学粒子计数器 OPC 2 的未校正测量值与参考测量值的相关性高于较旧的光学粒子计数器 OPC 1。将采用**表 S1**中所述不同校正函数校正后的光学粒子计数器测量值（并在**图 S6**中可视化）与固定环境中相应的参考颗粒物 $PM_{2.5}$ 数据进行比较时，我们发现，使用两台光学粒子计数器的小时平均和分钟平均数据时，随机森林模型表现最佳（R > 0.9，均方根误差 < 1 μg/m^3）。更复杂的线性回归模型（模型 13、14、15 和 16）优于较简单的模型（模型 1–12）（**表 S1**）。

3.1 评估在固定环境中开发的光学粒子计数器校正值对移动部署的可迁移性

对于使用分钟平均共址数据开发的校正值，尽管随机森林模型在固定环境中表现最佳，但在移动环境中比较光学粒子计数器与 DustTrak 测量值时，其表现甚至比未经校正的光学粒子计数器测量值更差（OPC 1 的 R=0.17，OPC 2 的 R = 0.16；未经校正的 OPC 1 的 R= 0.26，OPC 2 的 R =0.20）（**表 1**；可视化结果见**图 S7**）。对于 OPC1，将更复杂的线性回归模型（模型 10 -16）应用于移动环境时，其 R 和均方根误差也均劣于原始 OPC 数据。对于 OPC 2，模型 10 至 15 相较于原始数据仅带来了小幅的性能提升。

对于两个光学粒子计数器，**模型 6** （针对 RH、R 以及 RH 与 D 之间的交互项进行了校正）在 R 和均方根误差方面带来了最大的提升（比较 OPC 1 与 DustTrak 时，R 和均方根误差分别为 0.29 和 5.6 μg/m^3, ；比较 OPC 2 与 DustTrak 时，R 和均方根误差分别为 0.59 和 3.9 μg/m^3），同时也使两个光学粒子计数器的校正后测量值之间获得了最佳拟合（R 和均方根误差分别为 0.65 和 1.4 μg/m^3）。OPC 2 与 DustTrak 之间观察到的较高相关性可能是因为 OPC 2 较新，未发生性能劣化。

在评估小时平均校正模型的可迁移性时，我们得到了相似的结果（**表 1**；可视化结果见**图 S8 和 S9**）。在移动环境中，**模型 6** 使两个光学粒子计数器的 R 均获得了最大改善。然而，对于使用小时平均固定环境光学粒子计数器数据开发的校正模型，与使用未经校正的测量值相比，大多数校正似乎导致 OPC 1 的均方根误差显著增加（**表 1**）。这可能是因为，用于开发 OPC 1 偏差校正的小时平均数据不包含我们在固定共址测量期间的分钟平均测量值中观察到的 $PM_{2.5}$ 急剧增加现象，而这一现象在移动实验期间也有观察到。（**图 S10** 和**S11** 分别显示了分钟平均和小时平均分辨率下共址的 OPC 1 与参考数据；**图 S12** 和**S13** 分别显示了分钟平均和小时平均水平下共址的 OPC 2 与参考数据。）因此，使用小时平均测量值开发的校正模型对 OPC 1 的校正不足。在固定环境中观察到的 OPC 2 $PM_{2.5}$ 浓度峰值较小，可能是因为它是一台新的光学粒子计数器，不易产生误差（峰值）。然而，对于两个光学粒子计数器，在所有模型中使用参考站点的分钟平均数据校正原始 OPC 数据，都使校正后的 OPC 与 DustTrak 测量值之间获得了最佳的一致性。

在补充分析中（**表 S3**），我们重复了比较校正后的 OPC 与 DustTrak 测量值的过程，但使用小时平均 $PM_{2.5}$ 浓度校正后的 DustTrak 数据，而不是使用共址测量中的分钟平均测量值。使用分钟平均 OPC 共址数据开发的**模型 6**，在比较校正后的 OPC 2 与 DustTrak 数据时，使 R 和均方根误差获得了最显著的改善。**模型 6** 对 OPC 1 的性能也有所改善，但改善幅度较小（**模型 4** 产生的均方根误差略小）。总体而言，这项补充分析证实，**模型 6**似乎是对移动环境中的光学粒子计数器进行校正的稳健选择。

本分析是首次尝试为低成本传感器在移动部署中的校正提供指导的研究之一。我们发现，尽管更复杂的机器学习算法在固定共址站点的表现似乎最佳，但较简单的模型似乎更容易迁移到移动环境。这可能是因为，即使进行了适当的交叉验证，更复杂的模型仍会过度拟合固定站点；这是由于固定站点与移动部署期间的气象条件或气溶胶类型等条件存在差异。值得注意的是，我们还观察到，在固定共址站点使用高分辨率测量值开发的校正模型，如果其数据采集频率与移动部署期间相近，也最容易迁移到移动环境。不过需要指出的是，最佳校正模型仅实现了较低至中等程度的相关性（将 DustTrak 与 OPC 1 比较时，R = 0.29；将 DustTrak 数据与 OPC 2 比较时为 0.59），这反映了校正后的光学粒子计数器与 DustTrak 数据之间的相关性。

表 ***1***：比较使用分钟平均和小时平均共址数据建立的不同校正模型校正后的光学粒子计数器测量值，与移动部署期间相应 *DustTrak* 数据（来自使用 *1* 分钟平均共址数据建立的校正模型）。在模型列中：s_1-s_{15} 和 *b* 是通过回归分析经验得出的。使用模型 *6* 校正的 *OPC* 数据与移动环境中的 *DustTrake* 数据进行的比较已特别标出。

			移动部署											
ID	**Name**	**模型**	**基于分钟平均光学粒子计数器得出的校正 data**						**基于小时平均光学粒子计数器得出的校正 data**					
			DustTrak 和 OPC 1		**DustTrak 和 OPC 2**		**OPC 1 和 OPC2**		**DustTrak 和 OPC 1**		**DustTrak 和 OPC 2**		**OPC 1 和 OPC 2**	
			R	**RMSE**	**R**	**RMSE**	**R**	**RMSE**	**R**	**RMSE**	**R**	**RMSE**	**R**	**RMSE**
	原始光学粒子计数器测量值													
0	Raw		0.26	6.3	0.20	6.6	0.41	1.7	0.26	6.3	0.20	6.6	0.41	1.7
	多元回归													
1	线性	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s_1× + b	0.26	6.9	0.20	3.4	0.41	1.9	0.26	16.9	0.20	3.5	0.41	4.4
2	+RH	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s_1× + 相对湿度 s_2 + b×	0.26	5.8	0.20	3.4	0.41	1.5	0.26	16.7	0.20	3.5	0.41	4.3
3	+T	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s_1× +	0.26	7.2	0.31	3.3	0.46	1.9	0.26	17.7	0.31	3.4	0.46	4.6

		温度 s_2 + b×												
4	+D	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 日期 s_2 + b×	0.28	5.0	0.42	3.7	0.51	1.2	0.27	12.6	0.39	3.8	0.48	3.3
5	+相对湿度 x T	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 温度 s_3 + 相对湿度 温度 × 秒$_4$ + 字节×	0.27 ×	5.3 ×	0.33	3.5	0.46	1.3	0.26	14.9	0.31	3.6	0.45	3.9
6	+相对湿度 x D	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ 秒× $_1$ + 相对湿度 秒$_2$ + 日期 秒$_3$ + 相对湿度 日期 × 秒$_4$ + 字节×	0.29 ×	5.6 ×	0.59	3.9	0.65	1.4	0.27	15.6	0.56	4.0	0.55	4.1
7	+日期 x 温度	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 日期 s_2 + 温度 s_3 + 日期 温度 × × s_4 + b	0.28 × ×	5.2	0.48	3.7	0.55	1.2	0.27	13.9	0.45	3.7	0.51	3.6
8	+相对湿度 x 温度 x 日期	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 温度 s_3 + 日期 s× × × $_4$ + 相对湿度 温度 s_5 + 相对湿度 日期 x × × s_6 + 温度 日期 s_7 + 相对湿度 温度× × 日期 s_8 + b × ×	0.25 × ×	5.7	0.11	3.8	0.40	1.41	0.26	16.4	0.08	3.8	0.38	4.2
9	PM x RH	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 相对湿度 颗粒物× + b	0.28 × $_{2.5}$ × $_3$	5.4 s	0.31	3.6	0.41	1.7	0.26	14.8	0.26	3.9	0.39	4.0
10	颗粒物 × 日期	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 日期 s_2 + 日期 颗粒物$_{2.5}$ s_3 + b × × ×	0.17	18.4	0.28	4.6	0.53	6.7	0.19	36.5	0.27	5.1	0.53	13.0
11	颗粒物 × 温度	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 温度 s_2 + 温度 颗粒物$_{2.5}$ s_3 + b × × ×	0.25	8.1	0.26	3.6	0.39	2.6	0.26	18.0	0.24	3.9	0.38	4.9
12	PM x 非线性 相对湿度	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ 秒× $_1$ + $\frac{RH^2}{(1-RH)}$ × s_2 + $\frac{RH^2}{(1-RH)}$× 颗粒物$_{2.5}$ 秒$_3$ + b×	0.22	19.2	0.20	4.4	0.42	6.0	0.23	40.4	0.20	5.0	0.42	11.9
13	PM x 相对湿度 × 温度	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 温度 s_3 + 颗粒物× × 相对湿度 s_4 + 颗粒物× × + 相对湿度 温度 s_6 + 颗粒物× × 相对湿度 温度 s_7 + b × ×	0.18 $_{2.5}$ $_{2.5}$ × × $_5$ $_{2.5}$ ×	24.0 温度 s	0.27	5.3	0.52	7.8	0.20	44.2	0.25	6.9	0.49	14.8
14	PM x 相对湿度 × 日期	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 日期 s_3 + 颗粒物× × 相对湿度 s_4 + 颗粒物$_{2.5}$ 日期× × s_5 + 相对湿度 日期 s_6 + 颗粒物× × 相对湿度 日期 s_7 + b × ×	0.21 $_{2.5}$ $_{2.5}$ ×	17.3 × ×	0.28	4.5	0.41	5.9	0.21	42.3	0.23	6.9	0.45	14.8
15	颗粒物 × 温度 x D	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 温度 s_2 + 日期 s_3 + 颗粒物× × 温度 s_4 + 颗粒物$_{2.5}$ 日期 s_5 + 温度 × 日期 s_6 + 颗粒物$_{2.5}$ 温度 日期× × s_7 + b×	0.17 $_{2.5}$ × × ×	43.6 × ×	0.29	5.7	0.55	9.8	0.19	56.0	0.27	7.9	0.54	16.8
16	PM x 相对湿度 × 温度 x D	颗粒物$_{2.5, 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 温度 s_3 + 日期 s× × × $_4$ + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 s_5 + 颗粒物× × 温度 × s_6 + 温度 相对湿度 s× 颗粒物$_{2.5}$ 日期 s_8 + 日期 相对湿度× × s_9 + 日期 温度 s_{10} + 颗粒物 × × $_{2.5}$ ×	0.20 $_{2.5}$ × × + ×	33.1	0.17	5.4	0.47	5.3	0.11	101.2	0.19	8.8	0.60	39.3

		相对湿度 温度 s_{11} + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 × × × 日期 s_{12} + 颗粒物$_{2.5}$ 日期 温度 × × × × s_{13} + 日期 相对湿度 温度 s× × × × $_{14}$ + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 温度 日期 s× × × × $_{15}$ + b											
	机器学习（10 折交叉验证）												
17	随机 m 森林	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = f(颗粒物$_{2.5}$，温度，RH)	0.17	3.6	0.16	4.1	0.09	1.4	0.25	2.7	0.17	4.0	0.14	2.3

3.2 评估最能解释校正后的光学粒子计数器与 DustTrak，以及 OPC 1 与 OPC 2 测量值之间差异的因素

方差分析结果见**表 2**。未校正的光学粒子计数器测量值之间绝对差/差异的大部分变异仍无法解释。然而，在评估导致校正后的光学粒子计数器测量值之间差异变异的因素时，我们发现温度可以解释适量的变异（考察校正与未校正的光学粒子计数器测量值之间的绝对差时为 11.01%，高于 0.09%；考察校正与未校正的光学粒子计数值之间的差异时为 14.25%，高于 1.11%），其次是一天中的时段（ ~3% ，高于 0.2 - 0.3% ）。**模型 6** 使用相对湿度和日期校正光学粒子计数器测量值（但未明确使用温度，不过日期与温度相关）。因此，这一结果可能是由我们选择的校正模型所致（**表 2**）。

在评估导致校正后的光学粒子计数器与 DustTrak 测量值之间差异/绝对差的因素时，我们发现，对于 OPC，所考虑的因素无法解释1 >90%的变异。对于 OPC 2，T 解释了>20%的变异（**表 2**）。这可能是因为**模型 6**未能充分校正 OPC 2 的 T 测量值，因为共址期间的 T 不具有移动部署期间 T 的代表性；而对于 OPC 1，由于移动部署持续的日数更多，所经历的 T 更具代表性（**图 S3**）。因此，确保共址期间的环境条件能够代表移动部署期间经历的条件非常重要。另一种可能的解释是，OPC 1 的性能因老化而退化，导致 OPC 1 与 DustTrak 测量值之间的差异主要由此造成，相比之下，T 的影响较小。

日期对校正后的 OPC 1 与 DustTrak 测量值之间的绝对差/差异的变异贡献次之，分别对应 6.1% 和 11.5%。对于 OPC 2，一天中的时段对变异的贡献略高于日，对校正后的 OPC 2 与 DustTrak 测量值之间差异和绝对差的变异贡献为~4-5%（**表 2**）。气溶胶组成会随一天中的时段以及不同日期而变化。我们的结果表明，这种变化不会对校正后的 OPC 与 DustTrak 结果之间的差异产生很大影响。

天空可视因子、速度和方位，即使显著影响了光学粒子计数器与 DustTrak 测量值之间差异的变化，或同步光学粒子计数器测量值的变化，

也仅占总变异的 < 1%。在补充分析中，我们还考察了道路类别，发现它也显著解释了这些结果变量中一小部分总变异（< 5%）（**表 S4**）。

因此，我们的分析表明，虽然车辆速度、OPC-N3的朝向以及进行测量的道路的天空可视因子（街道峡谷效应的一个替代指标）会影响移动监测中校正后的OPC-N3测量数据的变化，但影响较小，不会对移动监测结果造成显著影响。两个光学粒子计数器校正后测量值之间差异中，有很大一部分变化（> 80%）尚无法解释，这可能是由于两台仪器的使用年限不同。较旧的光学粒子计数器在实验开始前已运行数年，其性能可能随着时间推移而下降。要了解老化如何影响低成本传感器的性能，还需要开展更多研究。OPC 1与DustTrak校正后测量值之间差异中的大部分变化（> 80%）同样无法解释，可能也是出于相同原因。

表 ***2***：方差分析中的平方和（未校正与校正后的光学粒子计数器测量值之间的差异和绝对差的解释变异（%），以及校正后的光学粒子计数器与 *DustTrak* 颗粒物 $PM_{2.5}$测量值之间的差异和绝对差的解释变异（%））。比较光学粒子计数器测量值时，方差分析所用的温度和相对湿度数据来自与 *OPC 1* 相对应的 *City Scanner*。比较 *OPC 1* 和 *OPC 2* 的测量值与 *DustTrak* 数据时，我们分别使用与 *OPC 1* 和 *OPC 2* 相对应的 *City Scanner* 的温度和相对湿度数据。

	OPC	No	方位	RH	T	速度	天空可视因子	Day	Hour	残差	总平方和
绝对差之间的未校正的光学粒子计数器 $PM_{2.5}$ 测量值		1	-	33* (0.17%)	18* (0.09%)	1 (0.01%)	6 (0.03%)	174* (0.90%)	61* (0.31%)	19,087 (98.49%)	19,380
绝对差两者之间校正后的光学粒子计数器 $PM_{2.5}$ 测量值使用模型 6（衍生自分钟平均 d 共址测量值）		2	-	55* （0.51%）	1,194* （11.01%）	0 （0.00%）	8* （0.07%）	80* (0.74%)	414* (3.82%)	9,097 (83.86%)	10,848
绝对差之间的校正值 DustTrak 测量值和光学粒子计数器 $PM_{2.5}$ 测量值	1	3	318* (0.05%)	1,252* (0.18%)	206* (0.03%)	429* (0.06%)	1,171* (0.17%)	41,850* (6.07%)	5,672* (0.82%)	638,062 (92.6%)	688,960
	2	4	-	129* (0.34%)	15,247* (39.77%)	45* (0.12%)	4 (0.01%)	1,476* （3.85%）	1,739* （4.54%）	19 697 ，（ 51.38%）	38,337
差异之间的未校正的光学粒子计数器 $PM_{2.5}$ 测量值		5	-	16* (0.08%)	228* (1.11%)	1 (0.00%)	14* (0.07%)	261* （1.27%）	40* （0.20%）	19 924 ，（ 97.27%）	20,484
差异之间的校正后的光学粒子计数器 $PM_{2.5}$ 测量值使用模型 6（推导自		6	-	29* （0.23%）	1,828* （14.25%）	3 (0.02%)	26* (0.20%)	234* (1.82%)	337* (2.63%)	10 370 ，（ 80.85%）	12,827

分钟平均 d 共址 测量值)											
差异 之间的 校正值 DustTrak 测量值 和光学粒子计数器 颗粒物$_{2.5}$ 测量值	1	7	3,362* (0.33%)	104,460* （10.20%）	51,605* （5.04%）	35 （0.00%）	533* （0.05%）	117,502* （11.47%）	8,046* （0.79%）	738 963 ， (72.13%)	1,024,506
	2	8	-	122* (0.31%)	15,192* (38.37%)	50* (0.13%)	1 (0.00%)	1,352* (3.41%)	1,640* （4.14%）	21 239 ，（ 53.64%）	39,596

注：我们使用的道路类别数据包括以下类别：*1*）高速公路，*2*）主要道路，*3*）其他主要道路，*4*）次要道路，*5*）地方连接道路，*6*）重要地方道路，*7*）地方道路，*8*）次要地方道路，*9*）其他道路。天空可视因子（*SVF*）是一个无量纲参数，用于表示建筑物对天空的遮挡程度。当 *SVF* 为 *0* 时，天空完全被遮挡；当 *SVF* 为 *1* 时，则不存在遮挡。采样路线的 *SVF* 使用谷歌街景图像在其他地方计算得出[28]

3.3 评估使用移动式OPC检测热点

图1 展示了使用未经校正的 OPC 1 和 DustTrak 测量值识别出的热点。我们注意到，尽管不同仪器识别出的热点似乎有所不同，但最具持续性的热点——即在同一 100米半径内，包含五个以上位于最高百分位数的测量值的簇——彼此重叠。尽管人们担心 OPC 1 的测量值会发生性能退化，这一结果仍令人瞩目。这表明，移动式OPC可用于识别重要热点。

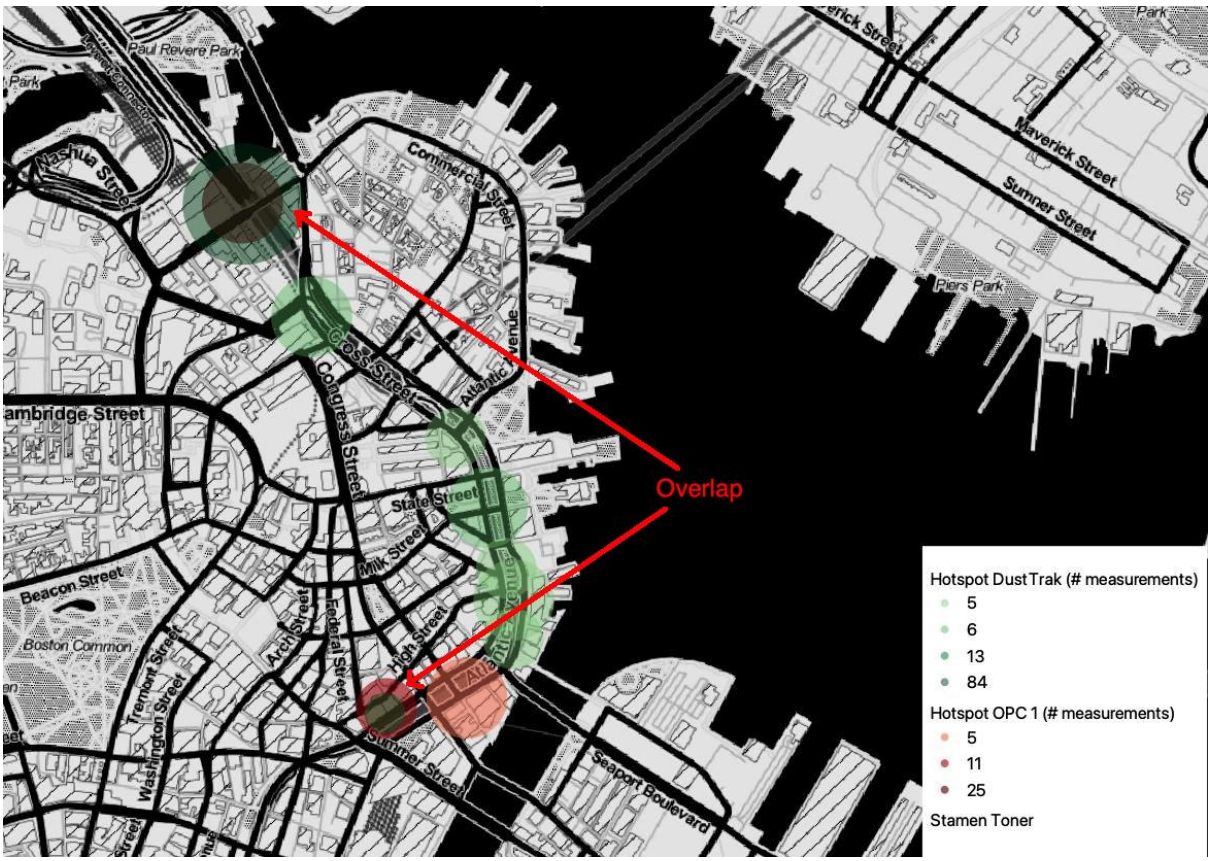


图***1***：由 *OPC 1* 和 *DustTrak* 观测到的高 $PM_{2.5}$ 浓度聚类，这些聚类均包含每台仪器记录的最高百分位数中至少 *5* 个 $PM_{2.5}$ 观测值。图例显示了每个聚类中处于最高百分位数的测量次数。每个聚类的大小与在相同 *100*米半径 内观测到高测量值的运行次数成正比。

3.4 评估使用移动式OPC生成沿研究路线的可推广地图

图 S15展示了覆盖研究区域的 50 米 × 50 米网格。进行了×移动测量的网格单元以高亮显示。**图 2** 展示了由移动 OPC 1、OPC 2 和 DustTrak 测量值生成的可推广 $PM_{2.5}$ 浓度地图。将可推广的 OPC 1 浓度与相应的 DustTrak 测量值进行比较，R 语言和均方根误差分别为 0.39 和 4.9 μg/m^3, 。与未聚合的校正值移动 OPC 1 和 DustTrak 测量值进行比较时，R 语言和均方根误差分别为 0.29 和 5.6；相比之下，这些指标有所改善（**表 1**）。将可推广的 OPC 2 浓度与相应的 DustTrak 测量值进行比较，R 语言和均方根误差分别为 0.60 和 3.8 μg/m^3, 。与移动 OPC 1 和 DustTrak 测量值进行比较时，R 语言和均方根误差分别为 0.59 和 3.9 μg/m^3, ；相比之下，这些指标同样有所改善（**表 1**）。

仅针对 813 个（共 3,824 个）网格单元，当每台仪器因抽样变异而计算出的可推广 OPC 1 $PM_{2.5}$浓度的归一化标准误差为 < 20%，且该路段的测量不止进行了一次时，可推广 OPC 1 与 DustTrak 测量值的 R 语言和均方根误差分别改善至 0.38 和

2.8 µg/m^3, 。仅针对 1,268 个（共 1,622 个）网格单元，当每台仪器因抽样变异而计算出的可推广 $PM_{2.5}$ 浓度的归一化标准误差为 < 20%，且该路段的测量不止进行了一次时，可推广 OPC 2 与 DustTrak 测量值的 R 语言和均方根误差有所改善，分别为 0.59 和 3.6 µg/m^3, （**图 S16**）。均方根误差降低而 R 语言相近，这表明汇总移动式低成本传感器测量值以生成可推广地图，能够降低这些仪器的误差。在可推广 $PM_{2.5}$ 浓度稳定的路段上，误差较小。

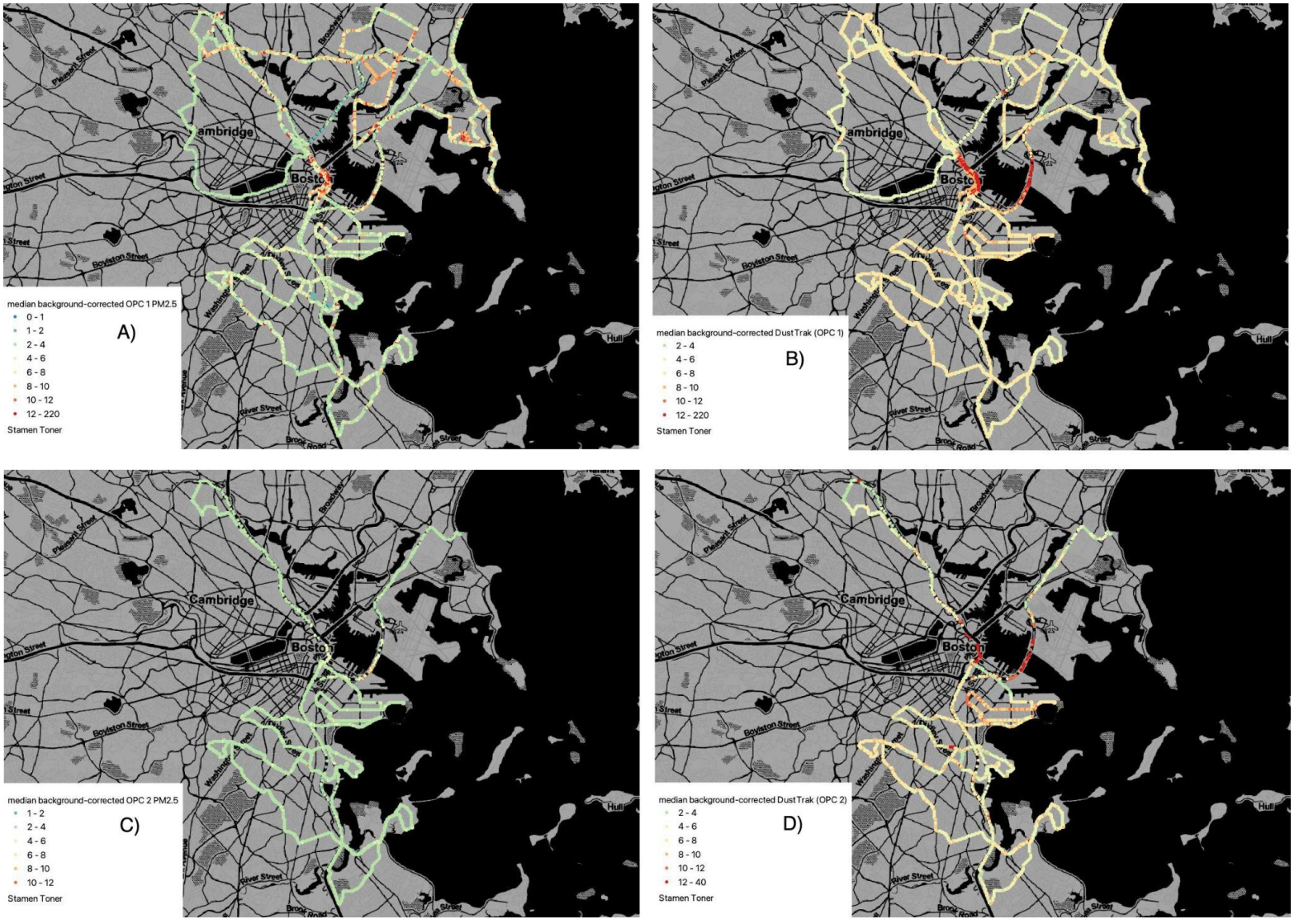


图***2***：具有普适性的 *$PM_{2.5}$* 浓度（显示在研究区域各 *50 m × 50 m* 网格单元中心处的背景校正 *$PM_{2.5}$*浓度中位数），分别基于 *A*）*OPC 1* 测量值、*B*）与 *OPC 1* 同时测得的 *DustTrak* 测量值、*C*）*OPC 2* 测量值，以及 *D*）与 *OPC 2* 同时测得的 *DustTrak* 测量值。

4 局限性与未来方向

本实验存在若干局限：

1）我们仅在一个季节的白天进行了低成本传感器测试。由于本实验劳动密集，无法在更多季节和一天中的更多时段开展长期测试。我们希望今后开展更长期的实验。2）我们仅评估了一种低成本传感器：Alphasense OPC-N3。未来的实验中，我们计划测试种类更广的低成本传感器。我们还计划评估除$PM_{2.5}$之外能够测量其他污染物的低成本传感器。3）尽管本实验测试了多种低成本传感器安装情境，但用户可能选择采用许多不同配置（例如低成本传感器相对于行进方向的方位、车辆速度等），而这些配置与本评估方案中测试的配置存在显著差异；因此，本实验的结果可能难以应用于其他配置。未来的实验中，我们计划在更广泛的实验条件下评估其他配置。

本实验是最早尝试为移动环境中低成本传感器的校准提供指导的研究之一。总体而言，我们建议研究人员使用更简单的校准模型来校正移动式低成本传感器数据，因为这些模型从固定部署迁移到移动部署时效果更好。本文也是最早尝试评估移动式低成本传感器数据在两种关键用途中的可行性的研究之一：识别热点，以及绘制可推广的$PM_{2.5}$ 浓度地图。我们发现，低成本传感器可用于识别持续性热点。我们还发现，低成本传感器可用于绘制城市中精度合理、可推广的$PM_{2.5}$ 地图。最后，通过使用不同使用年限的光学粒子计数器，本文是最早尝试证明低成本传感器的使用年限会对移动实验产生重要影响的研究之一；我们仍需开展更多工作，以了解使用年限对低成本传感器性能的影响。

参考文献

(1) deSouza, P.; Braun, D.; Parks, R. M.; Schwartz, J.; Dominici, F.; Kioumourtzoglou, M.-A. 医疗补助计划参保人短期暴露于细颗粒物与心血管疾病住院之间关系的全国性研究。《流行病学》《流行病学》 **2020年**, *32*(1), 6–13. https://doi.org/10.1097/EDE.0000000000001265. (2) deSouza, P. N.; Dey, S.; Mwenda, K. M.; Kim, R.; Subramanian, S. V.; Kinney, P. L. 环境空气污染与印度婴儿死亡率之间的稳健关系。《Science of The Total Environment》*Science of The Total Environment* **2022年**, *815*, 152755. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.152755. (3) Boing, A. F.; deSouza, P.; Boing, A. C.; Kim, R.; Subramanian, S. V. 美国空气污染、社会经济地位与年龄特异性死亡风险。《JAMA网络开放》《*JAMA*网络开放》 **2022年**, *5*(5), e2213540. https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2022.13540. (4) deSouza, P.; Boing, A. F.; Kim, R.; Subramanian, S. 美国环境PM2.5组分与年龄特异性死亡风险之间的关联。《环境进展》《环境进展》 **2022年**,*9*, 100289. https://doi.org/10.1016/j.envadv.2022.100289. (5) deSouza, P. N.; Hammer, M.; Anthamatten, P.; Kinney, P. L.; Kim, R.; Subramanian, S. V.; Bell, M. L.; Mwenda, K. M. 空气污染对儿童发育迟缓的影响，

非洲。《环境健康》2022, 21 (1), 128. https://doi.org/10.1186/s12940-022-00943-y. (6) Josey, K. P.; deSouza, P.; Wu, X.; Braun, D.; Nethery, R. 使用连续误差暴露估计因果暴露反应函数：细颗粒物与全因死亡率研究。JABES 2022. https://doi.org/10.1007/s13253-022-00508-z. (7) Keller, J. P.; Peng, R. D. 流行病学研究中区域层面空气污染暴露估计的误差。《环境计量学》2019, 30 (8), e2573. https://doi.org/10.1002/env.2573. (8) deSouza, P.; Anjomshoaa, A.; Duarte, F.; Kahn, R.; Kumar, P.; Ratti, C. 使用安装在垃圾车上的移动式低成本传感器进行空气质量监测：方法开发与经验教训。《可持续城市与社会》2020, 60, 102239. https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102239. (9) Brantley, H.; Hagler, G.; Kimbrough, E.; Williams, R.; Mukerjee, S.; Neas, L. 移动空气监测数据处理策略及其对空气污染空间趋势的影响。Atmospheric measurement techniques 2014, 7 (7). (10) Williams, R.; Kilaru, V.; Snyder, E.; Kaufman, A.; Dye, T.; Rutter, A.; Russel, A.; Hafner, H. 空气传感器指南，美国环境保护署，华盛顿特区；EPA/600/R-14/159 (NTIS PB2015-100610), 2014. (11) deSouza, P. 肯尼亚的空气污染：综述。《空气质量、大气与健康》2020. https://doi.org/10.1007/s11869-020-00902-x. (12) deSouza, P.; Kahn, R. A.; Limbacher, J. A.; Marais, E. A.; Duarte, F.; Ratti, C. 将低成本地面气溶胶监测仪与按粒径分辨的卫星数据相结合，用于空气质量应用。Atmospheric Measurement Techniques Discussions 2020, 1–30. https://doi.org/10.5194/amt-2020-136. (13) deSouza, P.; Kinney, P. L. 美国低成本PM2.5传感器的分布：人口统计特征与空气质量的关联。《暴露科学与环境流行病学杂志》2021, 31 (3), 514–524. https://doi.org/10.1038/s41370-021-00328-2. (14) deSouza, P. N. 低成本空气质量传感器使用的主要关注问题与驱动因素。《可持续性》2022, 14 (1), 584. https://doi.org/10.3390/su14010584. (15) deSouza, P. 肯尼亚空气污染的政治经济学。《城市论坛》2022. https://doi.org/10.1007/s12132-022-09464-w. (16) deSouza, P.; Lu, R.; Kinney, P.; Zheng, S. 通勤期间暴露于多种空气污染物：来自中国郑州的证据。《大气环境》2020, 118168 10 1016 2020 118168 . https://doi.org/ . /j.atmosenv. . . (17) deSouza, P.; Nthusi, V.; Klopp, J. M.; Shaw, B. E.; Ho, W. O.; Saffell, J.; Jones, R.; Ratti, C. 内罗毕开展的一项低成本空气质量监测仪使用实验。《清洁空气杂志》= Tydskrif vir Skoon Lug 2017, 27 (2), 12–42. (18) deSouza, P.; Kahn, R.; Stockman, T.; Obermann, W.; Crawford, B.; Wang, A.; Crooks, J.; Li, J.; Kinney, P. 低成本空气质量传感器网络的校准。Atmospheric Measurement Techniques Discussions 2022, 1–34. https://doi.org/10.5194/amt-2022-65. (19) deSouza, P.; Barkjohn, K.; Clements, A.; Lee, J.; Kahn, R.; Crawford, B.; Kinney, P. 低成本颗粒物传感器性能退化分析。arXiv 2022年10月26日 10 48550 2210 14759 . https://doi.org/ . /arXiv. . . (20) Considine, E. M.; Braun, D.; Kamareddine, L.; Nethery, R. C.; deSouza, P. 探究低成本传感器的使用，以提高实时空气质量信息的准确性与公平性。《环境科学与技术》2023. https://doi.org/10.1021/acs.est.2c06626. (21) Mui, W.; Der Boghossian, B.; Collier-Oxandale, A.; Boddeker, S.; Low, J.; Papapostolou, V.; Polidori, A. 为部署在谷歌街景车上的空气传感器制定性能评估规程。《环境科学与技术》2021, 55 (3), 1477–1486. https://doi.org/10.1021/acs.est.0c05955. (22) City Scanner. http://senseable.mit.edu/cityscanner/ （访问日期：2022-10-14）。(23) Anjomshoaa, A.; Duarte, F.; Rennings, D.; Matarazzo, T. J.; deSouza, P.; Ratti, C. City Scanner：为智慧城市服务构建和调度移动感知平台。《IEEE物联网期刊》2018, 5 (6), 4567–4579。

https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2839058. (24) 颗粒物传感器| 颗粒物传感器。Alphasense。https://www.alphasense.com/products/optical-particle-counter/（访问日期：2022-10-14）。(25) *SHT20 - ±3%* 数字湿度和温度传感器。https://sensirion.com/products/catalog/SHT20/（访问日期：2022-10-14）。(26) *DustTrak™ DRX* 气溶胶监测仪*8533* | *TSI*。https://tsi.com/products/aerosol-and-dust-monitors/dust-monitors/dusttrak-drx-aerosol-monitor-8533/#resources（访问日期：2022-10-14）。(27) Rivas, I.; Mazaheri, M.; Viana, M.; Moreno, T.; Clifford, S.; He, C.; Bischof, O. F.; Martins, V.; Reche, C.; Alastuey, A.; Alvarez-Pedrerol, M.; Sunyer, J.; Morawska, L.; Querol, X. 影响 DustTrak DRX 气溶胶监测仪性能的技术问题识别。*Science of The Total Environment* **2017年**，*584–585*，849–855。https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.01.129。(28) Li, X.; Ratti, C.; Seiferling, I. 使用谷歌街景绘制街道沿线的城市景观。载于制图学与地理信息科学进展；Peterson, M. P.，编；地理信息与制图学讲义；施普林格国际出版公司：Cham，2017；第341–356页。https://doi.org/10.1007/978-3-319-57336-6_24。(29) Anderson, G.; Peng, R. Weathermetrics：用于在气象指标之间转换的函数（R 软件包），2012年。(30) Barkjohn, K. K.; Gantt, B.; Clements, A. L. 针对使用 PurpleAir 传感器采集的 $PM_{2.5}$ 数据开发并应用全美国范围的校正方法。*Atmospheric Measurement Techniques* **2021年**，*14* (6)，4617–4637。https://doi.org/10.5194/amt-14-4617-2021。(31) Malings, C.; Tanzer, R.; Hauryliuk, A.; Saha, P. K.; Robinson, A. L.; Presto, A. A.; Subramanian, R. 使用低成本传感器进行细颗粒物质量监测：校正与长期性能评估。*Aerosol Scienceand Technology* **2020年**，*54* (2)，160–174。https://doi.org/10.1080/02786826.2019.1623863。(32) Wang, Y.; Du, Y.; Wang, J.; Li, T. 使用随机森林模型校准低成本 PM2.5 监测仪。*Environment International* **2019年**，*133*，105161。https://doi.org/10.1016/j.envint.2019.105161。(33) Considine, E. M.; Reid, C. E.; Ogletree, M. R.; Dye, T. 提高空气污染暴露测量的准确性：对市政低成本空气颗粒物传感器网络进行统计校正。*Environmental Pollution***2021年**，*268*，115833 10 1016 2020 115833 。https://doi.org/ . / j.envpol. . .。(34) Li, Z.; Che, W.; Lau, A. K. H.; Fung, J. C. H.; Lin, C.; Lu, X. 便携式光散射气溶胶监测仪现场校准的可行实验框架：以 TSI DustTrak 为例。*Environmental Pollution* **2019年**，*255*，113136。https://doi.org/10.1016/j.envpol.2019.113136。(35) Hudda, N.; Simon, M. C.; Patton, A. P.; Durant, J. L. COVID-19 大流行期间城市街区交通相关黑碳和超细颗粒物数浓度的下降。*Science of The Total Environment***2020年**，*742*，140931。https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140931。

补充信息

S1：OPC-N3 的性能

南海岸空气质量管理区（SCAQMD）的空气质量传感器性能评估中心（AQ-SPEC）报告称，在对三台 OPC-N3 传感器进行实验室评估时，5 分钟平均 PM_1, $PM_{2.5}$和 PM_{10} 测量值与参考监测仪的测量值高度相关（$R^2 > 0.99$），且传感器在 PM_1 （准确度为 11–14%）、$PM_{2.5}$ （准确度为 17–24%）和 PM_{10} （准确度为 4–5%）范围内的准确度保持一致。在现场环境中，传感器与参考监测仪之间的相关性（5 分钟平均值）较低：PM_1, $PM_{2.5}$和 PM_{10}, 的 R^2 分别为 ~ 0.80、0.60 和 0.50。

S2：随机森林简介

随机森林（*RF*）：RF 是一种基于决策树的机器学习算法，已被证明在空气质量预测方面表现良好。简而言之，要生成随机森林模型，用户需要指定构成森林的树的最大数量。每棵树都使用从训练数据集中抽取的自助法随机样本构建。通过考虑可能的解释变量中的一个随机子集，将决策树的根节点分裂为子节点。根据各子集中哪个解释变量是结果变量的最强预测变量来分裂树。节点分裂过程会重复进行，直到到达终端节点[1]。对于我们的随机森林模型，终端节点的最小节点大小设定为每个节点五个数据点。

S3 10折交叉验证

我们的10折交叉验证（CV）按以下方式进行：将模型拟合数据集随机分成10组，每组包含约10%的网格单元。在每次交叉验证迭代中，我们选取其中9组网格单元。使用这些网格单元的所有数据来拟合模型，并对剩余一组进行预测。我们重复这一过程10次，直到对每一组都完成预测。

CV 过程用于调整两个主要的随机森林（RF）超参数：决策树的数量（n_{tree}）以及每次分裂时随机尝试的预测变量数量（m_{try}）。简而言之，通过优化“pseudoR^2”来确定最佳 m_{try} ：即 $PM_{2.5c}$ 测量值中由“袋外”（OOB）预测解释的方差比例。袋外预测仅基于随机森林集成中未使用待预测 $PM_{2.5c}$观测值进行训练的树。每个 m_{try} 值都用于训练 10 个随机森林。通过平均 pseudo R^2 来选出最佳 m_{try} 值。

S4：校准 DustTrak

我们比较了三种广泛使用的校准方法的结果，包括公式（1）中的简单线性回归模型、Laulainen（1993）[2] 提出的公式（2）中的常用湿度调整经验方程，以及公式（3）中的湿度调整线性回归模型。

$$PM_{2.5,reference} = s_1 + s_2 \times PM_{2.5,DustTrak} \quad \text{.....(1)}$$

s_1, 和 s_2 是通过回归分析经验确定的参数。$PM_{2.5,\ DustTrak}$ 和 $PM_{2.5,\ reference}$ 分别是 DustTrak 和参考站点报告的同步 1 分钟平均 $PM_{2.5}$ 浓度。所得 R 语言和均方根误差分别为 0.81 和 2.0 μg/m^3, 。在补充分析中，我们还使用小时平均数据重新进行了这些回归分析。所得 R 语言和均方根误差分别为 0.77 和 3.3μg/m^3, 。

$$OR = s_1 + s_2 \times \frac{(RH/100)^2}{(1-RH/100)} \quad \text{..... (2)}$$

在公式（2）中，OR 是 DustTrak 颗粒物 $PM_{2.5}$ 相对于参考监测仪的高估比率，此处我们使用了参考站提供的相对湿度测量值$\frac{PM_{2.5,\ DustTrak}}{PM_{2.5\ reference}}$，
校正。s_1 和 s_2 是通过回归分析经验确定的参数。许多研究报告了 s_1 =1 和 s_2 = 0.25。使用分钟平均数据，我们得到了一个 s_1 = 1、一个 s_2 = 0.13，以及分别对应于 0.81 和 6.8 μg/m^3,的 R 语言和均方根误差。在补充分析中，我们还使用小时平均数据重新进行了这些回归分析，所得 R 语言和均方根误差分别为 0.78 和 7.8 μg/m^3, 。

$$OR = s_1 + s_2 \times RH \quad \text{..... (3)}$$

通过公式 3 得到的 R 和均方根误差分别为 0.79 和 7.7 μg/m^3, ，而使用小时平均数据得到的结果分别为 0.80 和 6.6 μg/m^3, 。

S5 在移动部署期间绘制采样区域内具有普适性的 $PM_{2.5}$ 浓度地图

S5.1 背景校正

我们采用两种不同方法，估算每台光学粒子计数器和 DustTrak 的未校正数据与校正数据中的背景贡献：

1) 我们将该轮次中每小时所考虑仪器测得的 $PM_{2.5}$ 浓度的最低 10 百分位数作为该轮次的固定背景值。2) 我们采用 Brantley等人（2013）提出的时间序列最小值样条法，估算每个采样轮次的背景 $PM_{2.5}$ 。具体步骤如下：(a)

通过滚动计算 30 秒均值对测量值进行平滑处理，(b) 将时间序列划分为离散的 10 分钟时间段，并找出每个时间段的最低浓度，(c) 通过这些最低浓度拟合平滑的薄板回归样条。

我们假设背景随时间变化，但在空间上均匀分布。

估算出每台仪器的背景颗粒物$_{2.5}$ 后，我们使用**公式 4** 和**5** 进行背景时段校正或标准化，以考虑车辆运行的时段：

$$PM_{2.5c,i} = PM_{2.5,OPC\ i} - PM_{2.5,\ bkg,i} + PM_{2.5,\ bkg,median} \quad \text{..... (4)}$$

其中，$PM_{2.5,OPC,i}$ 是事件 i 的校准测量值，$PM_{2.5,bkg,i}$是整个区域同期的污染背景值，而 $PM_{2.5,\ bkg,\ median}$ 是该采样轮次 $PM_{2.5,bkg}$值的中位数。通过从污染测量值中减去按一天中的时段和采样轮次分辨的区域背景，现在我们可以比较不同采样轮次中空间上测得的背景校正/局部颗粒物$_{2.5}$ 浓度。

当估算出的背景颗粒物$_{2.5}$ 测量值高于测得的浓度时，我们采用**公式 5**所示的乘性背景校正因子。

$$PM_{2.5c,i} = PM_{2.5,OPC,\ i} \times PM_{2.5,\ bkg,median} / PM_{2.5,bkg,i} \text{..... (5)}$$

与**公式 4**不同，这种方法可确保 $PM_{2.5c,i}$ 值非负。其依据是将测量时段评估的背景值视为当日背景中位数的一部分，从而减少将小时值视为绝对量所导致的潜在测量误差影响。

我们发现，两种计算各仪器背景校正后 $PM_{2.5}$ 浓度的方法得出的结果相近。对于未经校正和校正后的 OPC 1、OPC 2 及 DustTrak 测量值，两种背景校正后浓度之间的中位数差异为 < 5 %。**图 S14**展示了移动部署期间背景校正后的 OPC 1、OPC 2 和 DustTrak 数据，并证实两种推算背景 $PM_{2.5}$ 浓度的方法得出的结果相近。对于 OPC 1、OPC 2 和 DustTrak，原始浓度与各背景校正后浓度之间的中位数差异为 0 - 5%。鉴于不同方法得出的 $PM_{2.5c}$ 中位数差异极小，我们选择采用最低值样条法来获取两种污染物的背景浓度。此前的研究也支持这一做法，发现该方法能够有效地在各种气象条件和采样路线下校正多种污染物的背景浓度（Brantley 等，2013）。

S5.2 计算采样路线上的可推广 $PM_{2.5}$ 浓度

我们使用 QGIS 工具“CreateGrid”，将采样区域划分为边长为 50 m 的网格单元。我们汇总了不同轮次测得的背景校正后 $PM_{2.5}$ 浓度，并采用 deSouza 等人（2020）提出的方法推算采样误差。

首先，我们将每个背景校正后的 $PM_{2.5}$ 测量值映射到其所在的网格单元，以便将同一网格单元内的测量值作为一组进行分析。其次，我们选取某一道路路段上所有背景校正后的 $PM_{2.5}$测量值的中位数（该值对离群值具有稳健性），作为该路段的“可推广 $PM_{2.5}$ 浓度”。第三，我们采用一组自助重采样程序，量化样本间变异和采样误差对各道路路段中位浓度的影响。我们以中位浓度的标准误与中位浓度本身的比值作为精度指标。

图

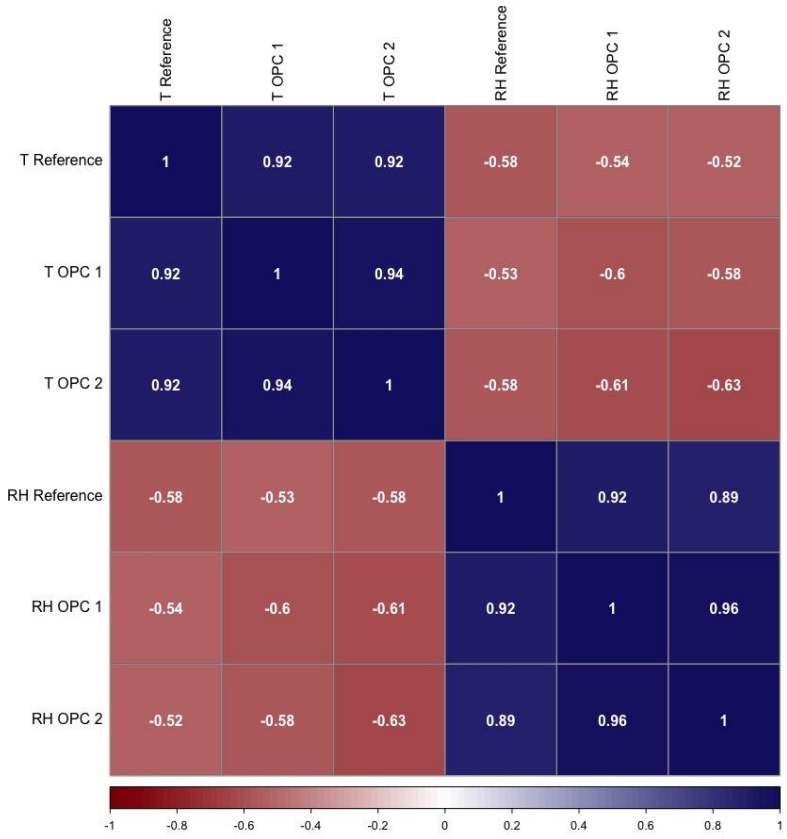


图 ***S1***：*OPC 1*、*OPC 2* 和参考监测站记录的温度与相对湿度两两相关性

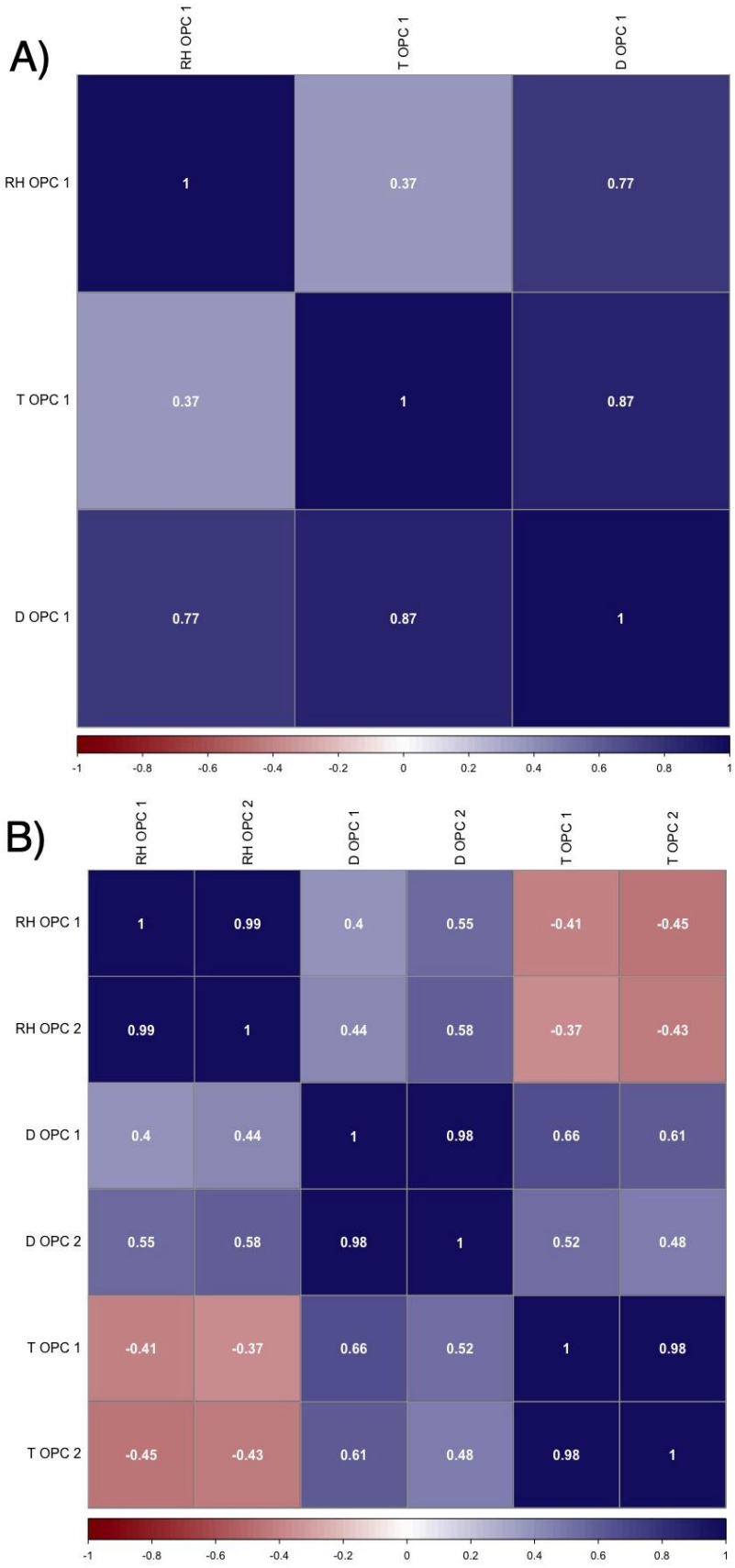


图 ***S2***：*A) CityScanner* 平台对应 *OPC 1* 的所有移动测量值中温度、相对湿度和日期之间的两两相关性；*B)* 所有同时进行的移动

两台 *CityScanner* 平台在 *OPC1* 和 *OPC2* 均正常运行期间的测量值

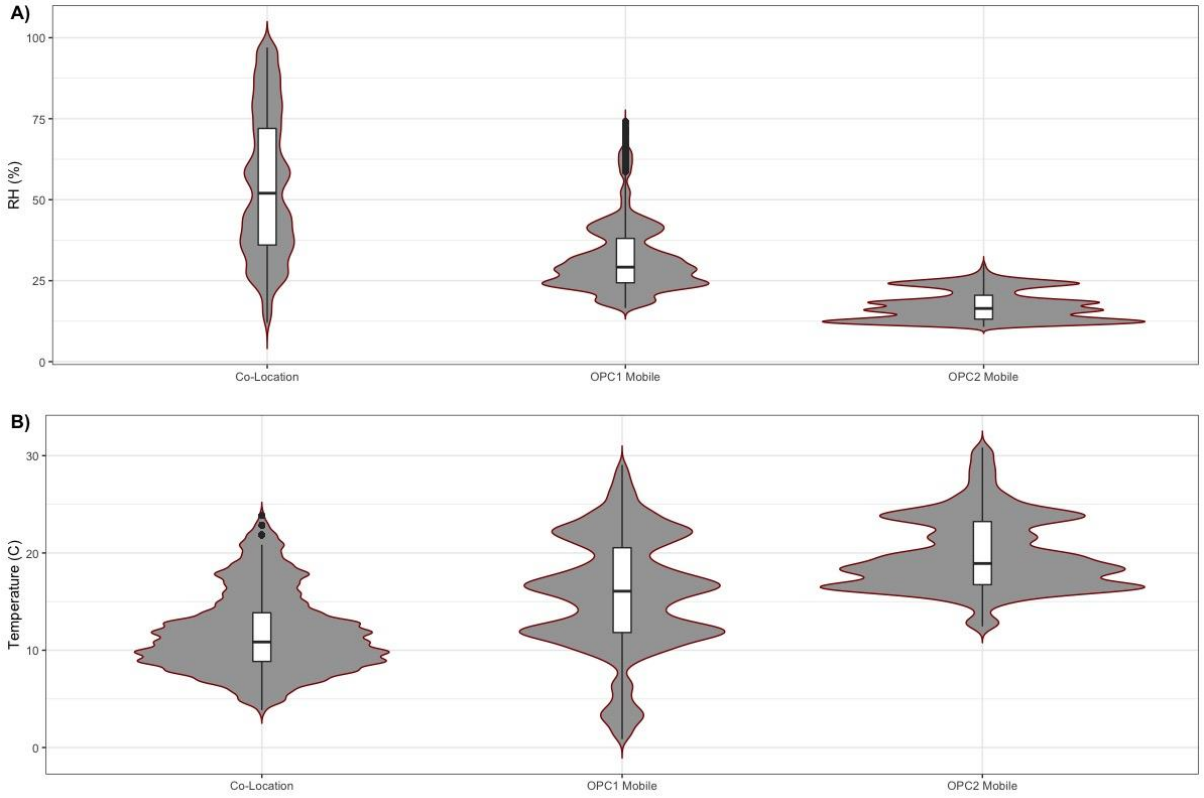


图 ***S3***：比较光学粒子计数器共址期间与移动监测部署期间分钟级 *A*）相对湿度和 *B*）温度的分布，使用小提琴图和箱线图展示

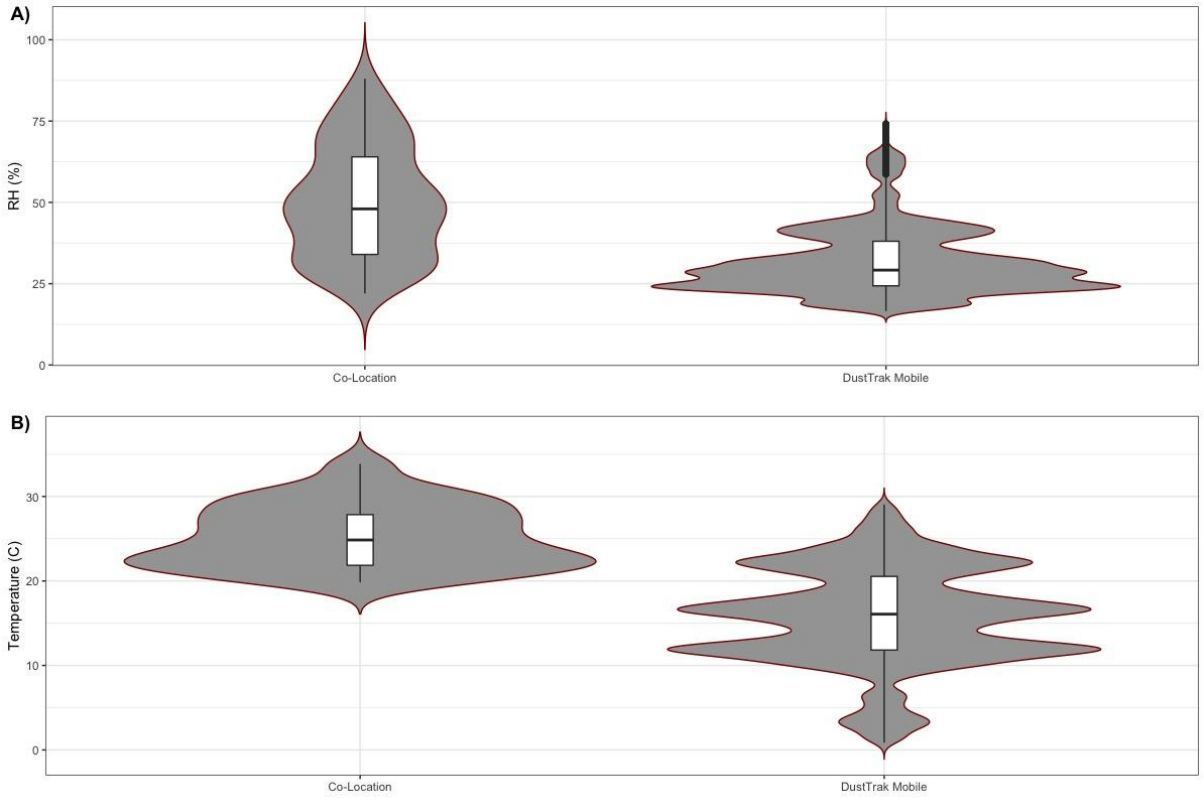


图 ***S4***：比较 *DustTrak* 共址期间与移动监测部署期间分钟级 *A)* 相对湿度和 *B)* 温度的分布，采用小提琴图和箱线图展示

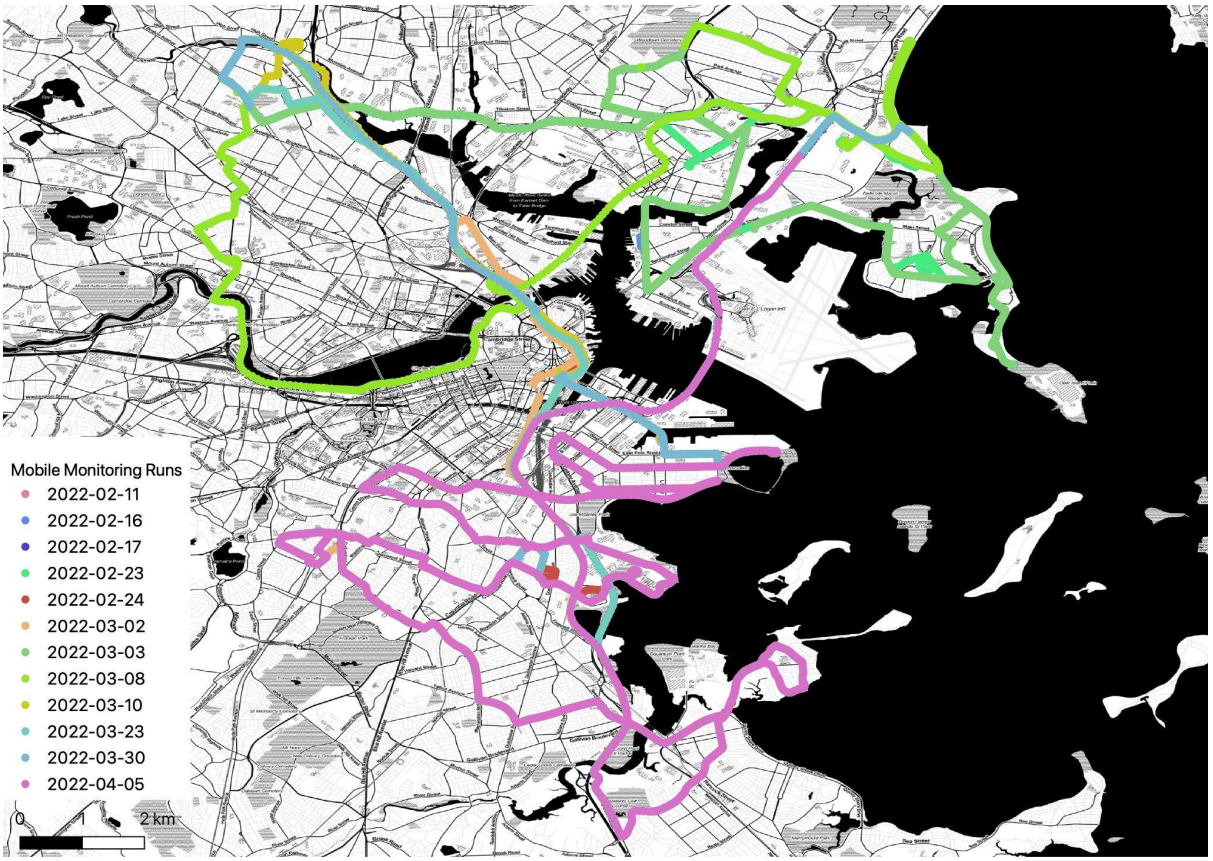


图 ***S5***：*12* 次移动监测行程各自的空间范围

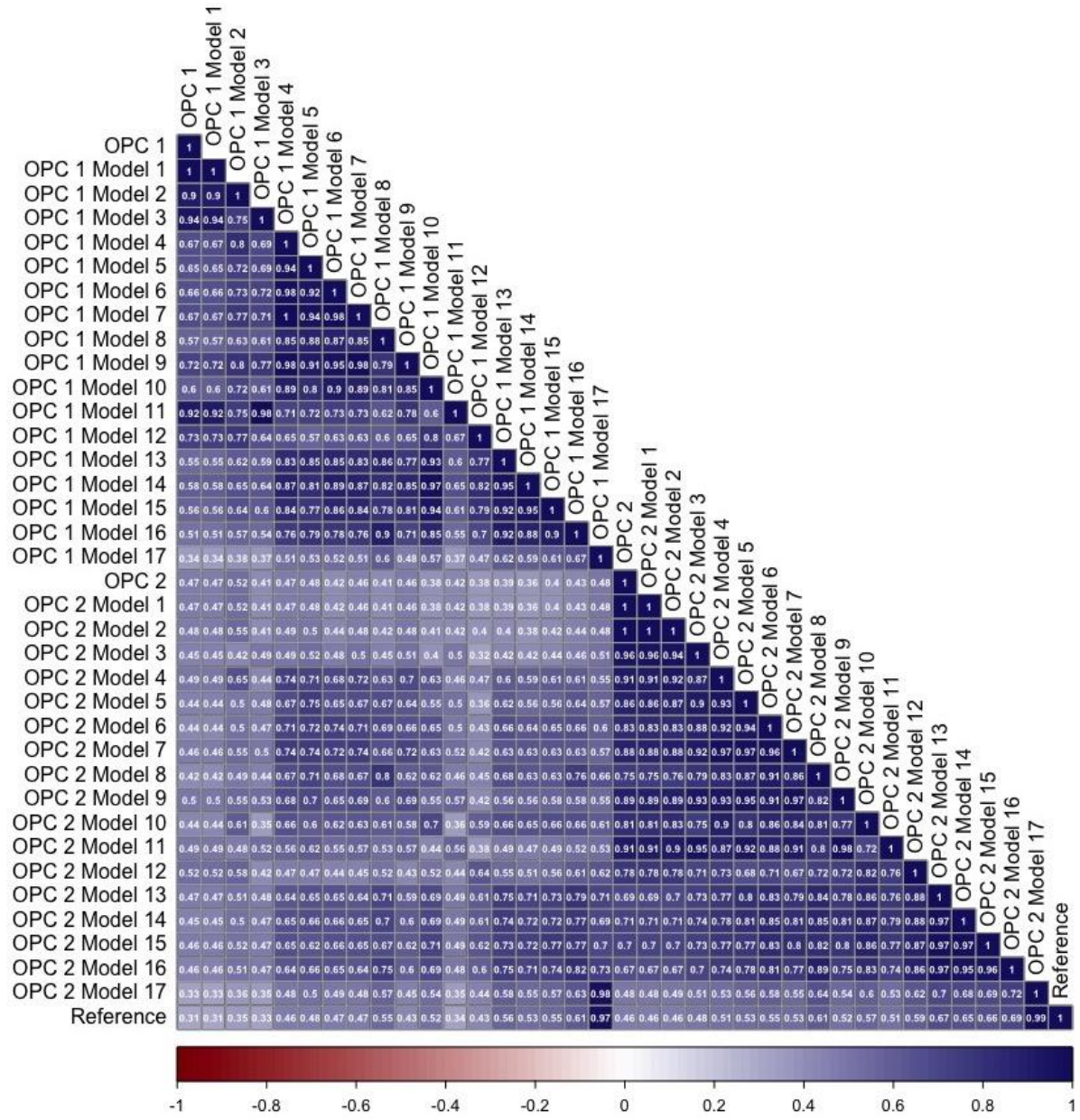


图 ***S6***：固定式同址实验期间 *OPC 1*、*OPC 2*、校正后的 *OPC 1* 和 *OPC 2* 以及参考测量值之间的两两相关性

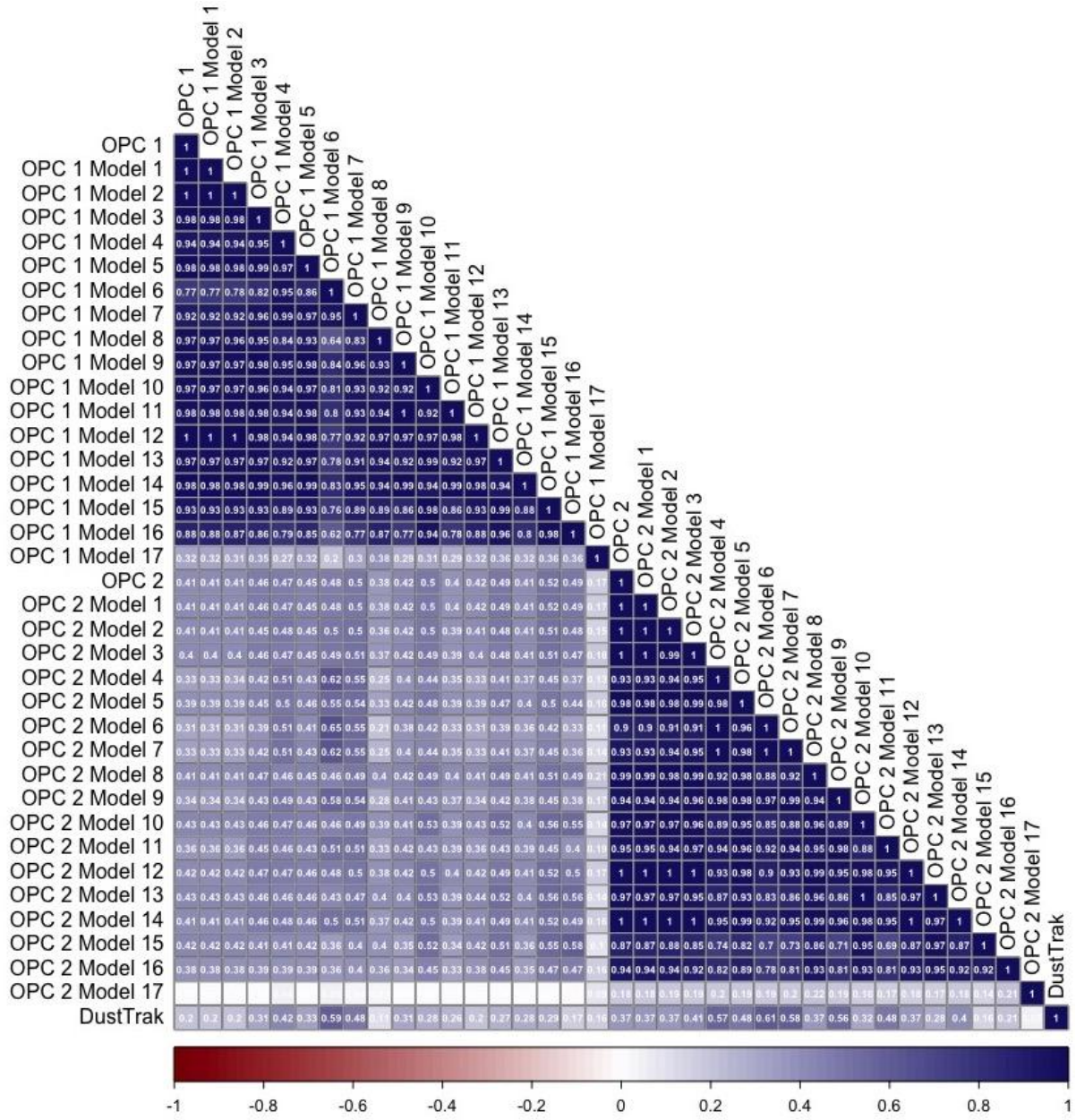


图 ***S7***：移动部署期间 *OPC 1*、*OPC 2*、校正后的 *OPC 1* 和 *OPC 2* 以及校正后的 *DustTrak* 测量值之间的两两相关性

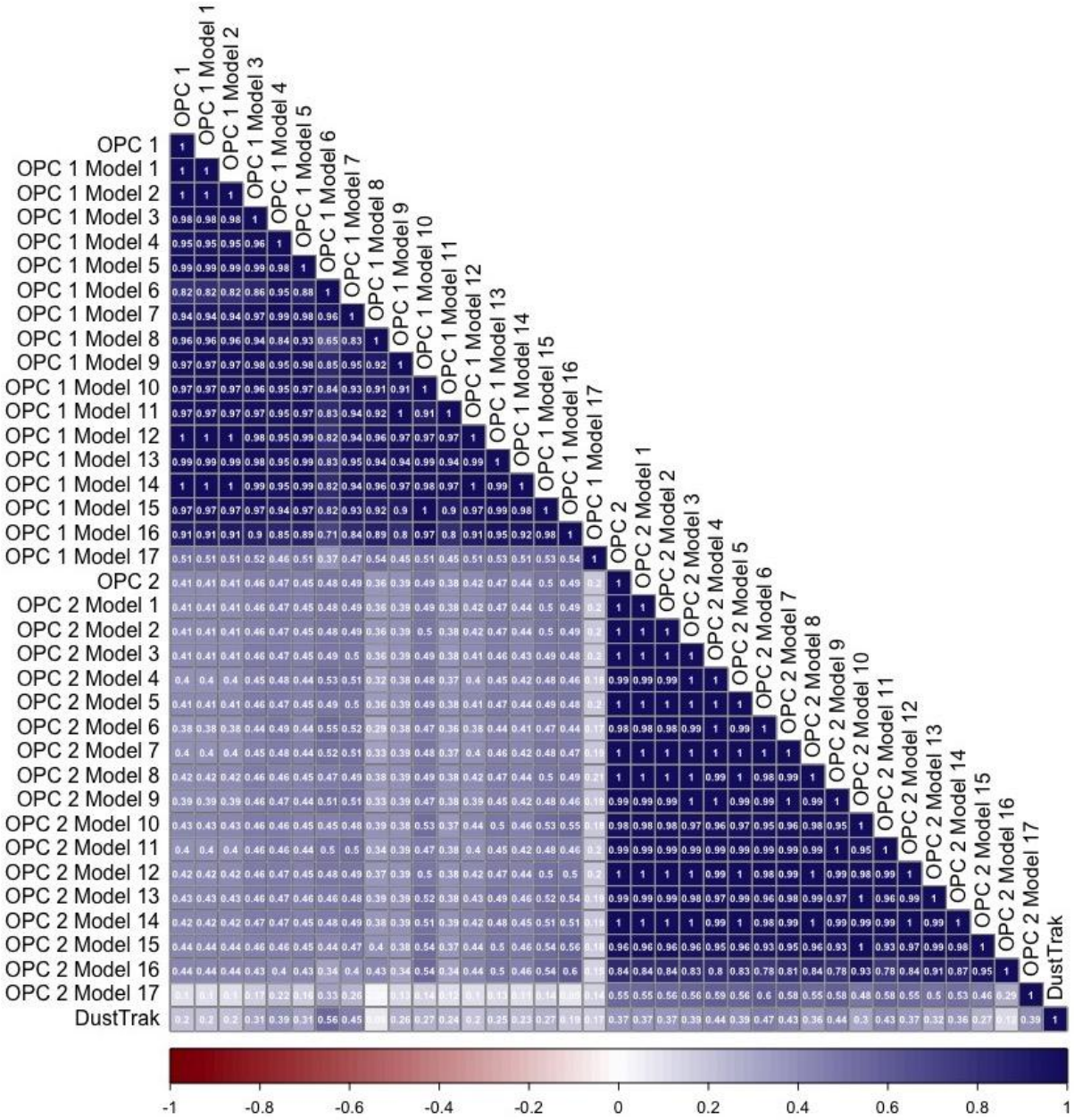


图 ***S8***：移动部署期间 *OPC 1*、*OPC 2*、校正后的 *OPC 1* 和 *OPC 2*（使用小时平均共址测量）以及校正后的 *DustTrak* 测量值之间的两两相关性

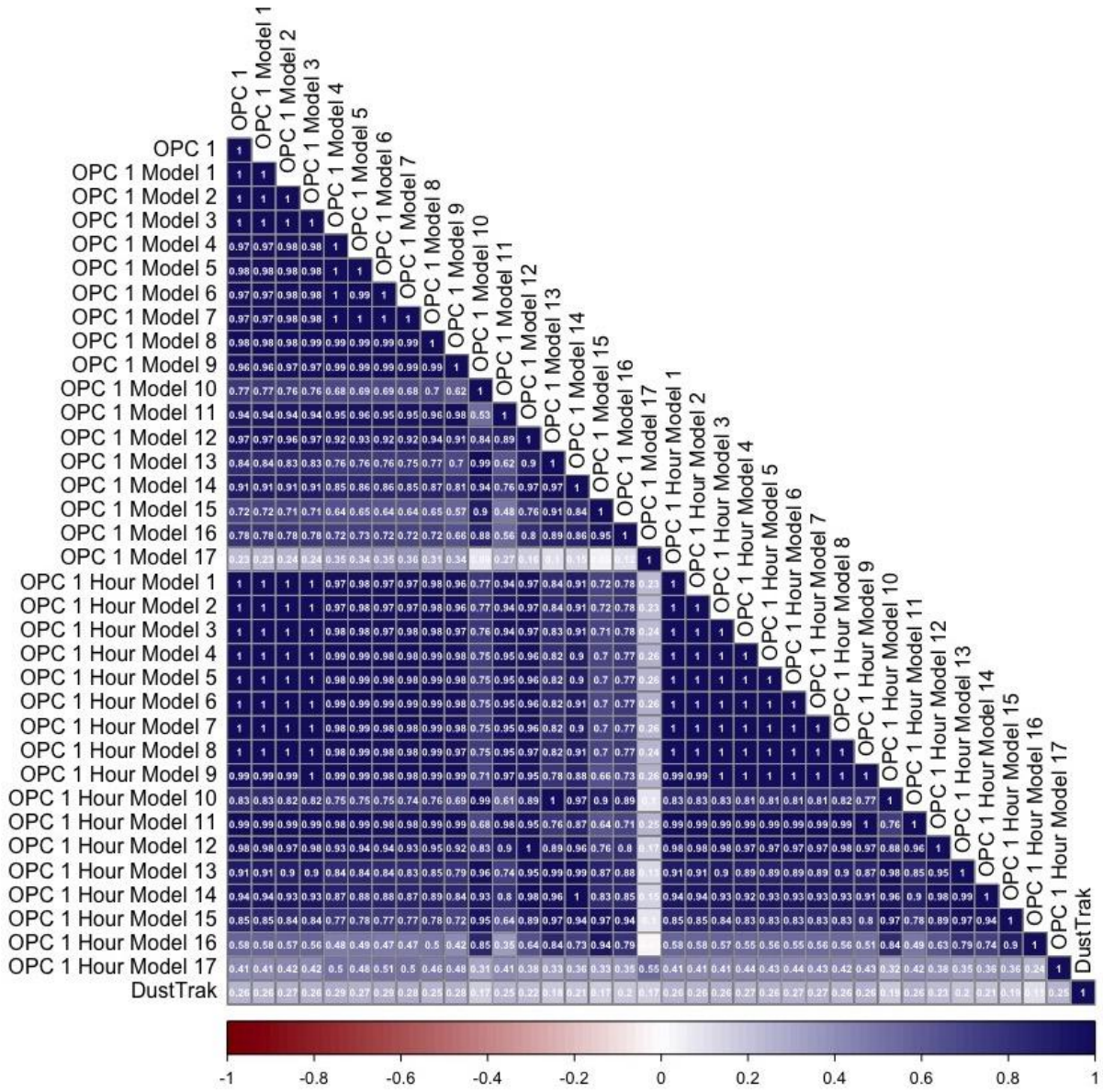


图 ***S9***：移动部署期间 *OPC 1*、校正后的 *OPC 1*（使用分钟平均和小时平均共址测量值进行校正）以及校正后的 *DustTrak* 测量值之间的两两相关性

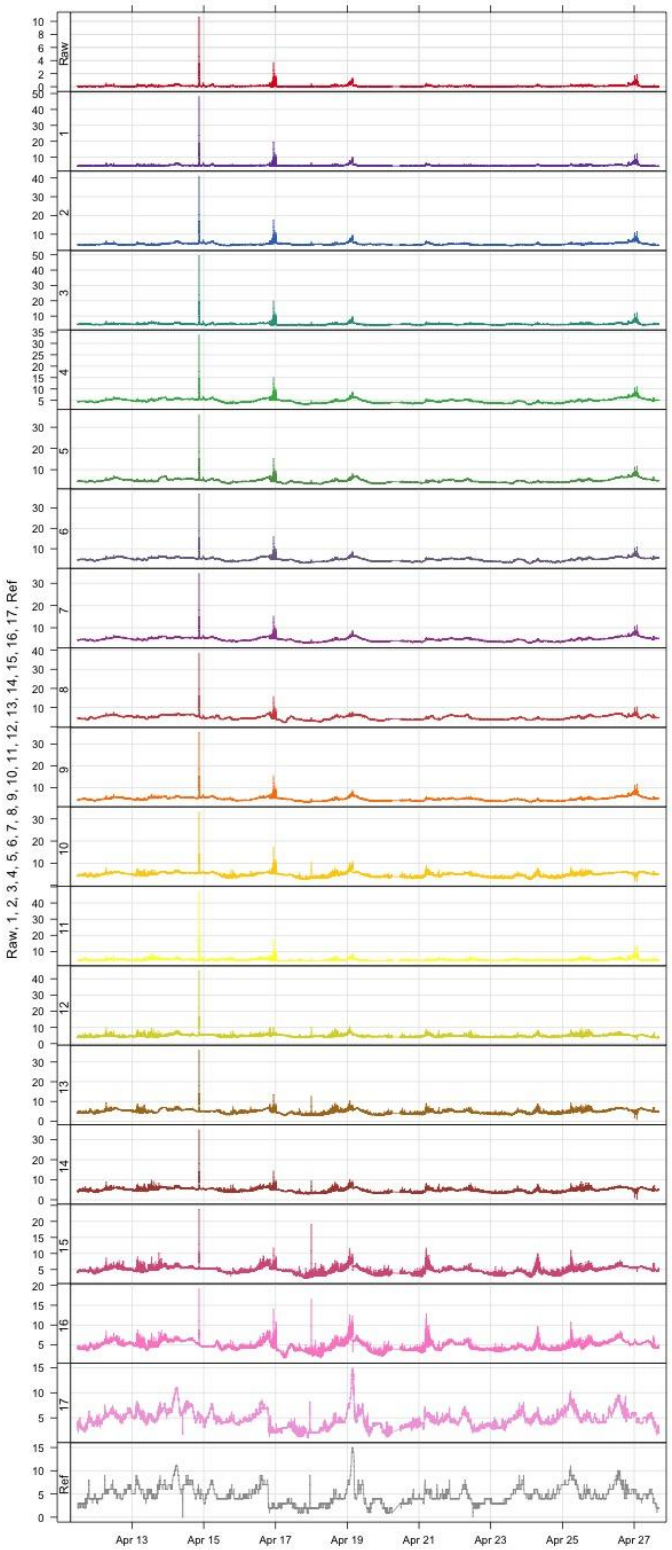


图 S10：参考值、OPC 1，以及采用表 1 中所述不同校准模型（1–17）得到的校正后 OPC 1 测量值，时间分辨率为分钟平均。

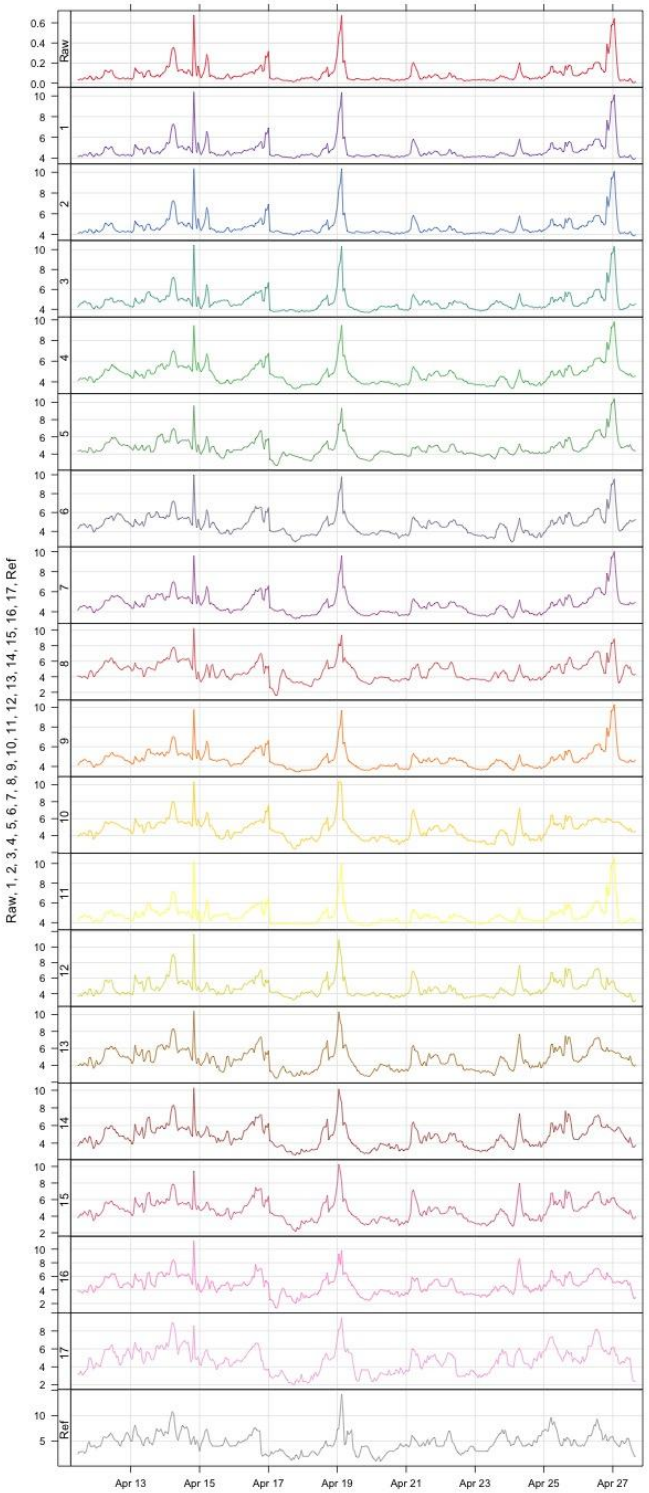


图 S11：参考值、OPC 1、使用表 1 中所述不同校准模型（1–17）得到的校正后的 OPC 1 测量值，时间分辨率为小时平均。

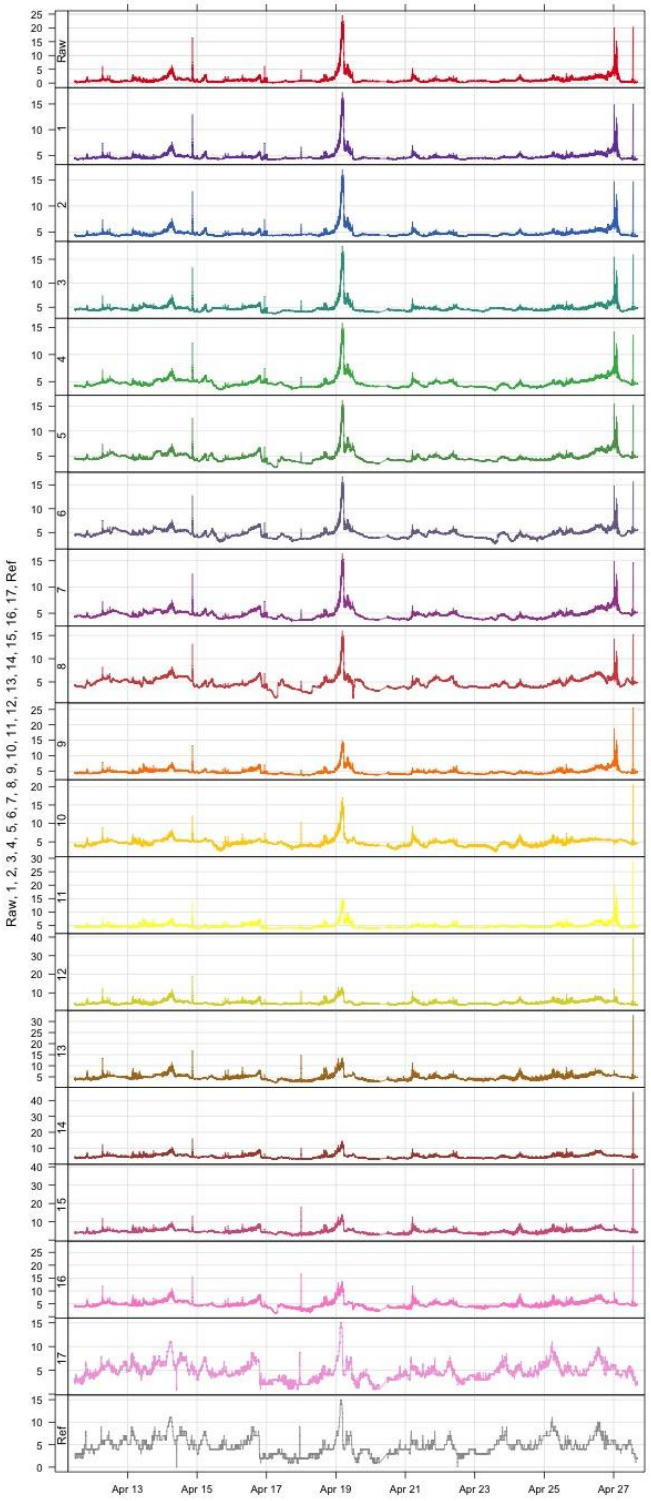


图 S12：参考值、OPC 2，以及使用表 1 中所述不同校准模型（1–17）得到的校正后 OPC 2 测量值，时间分辨率为分钟平均。

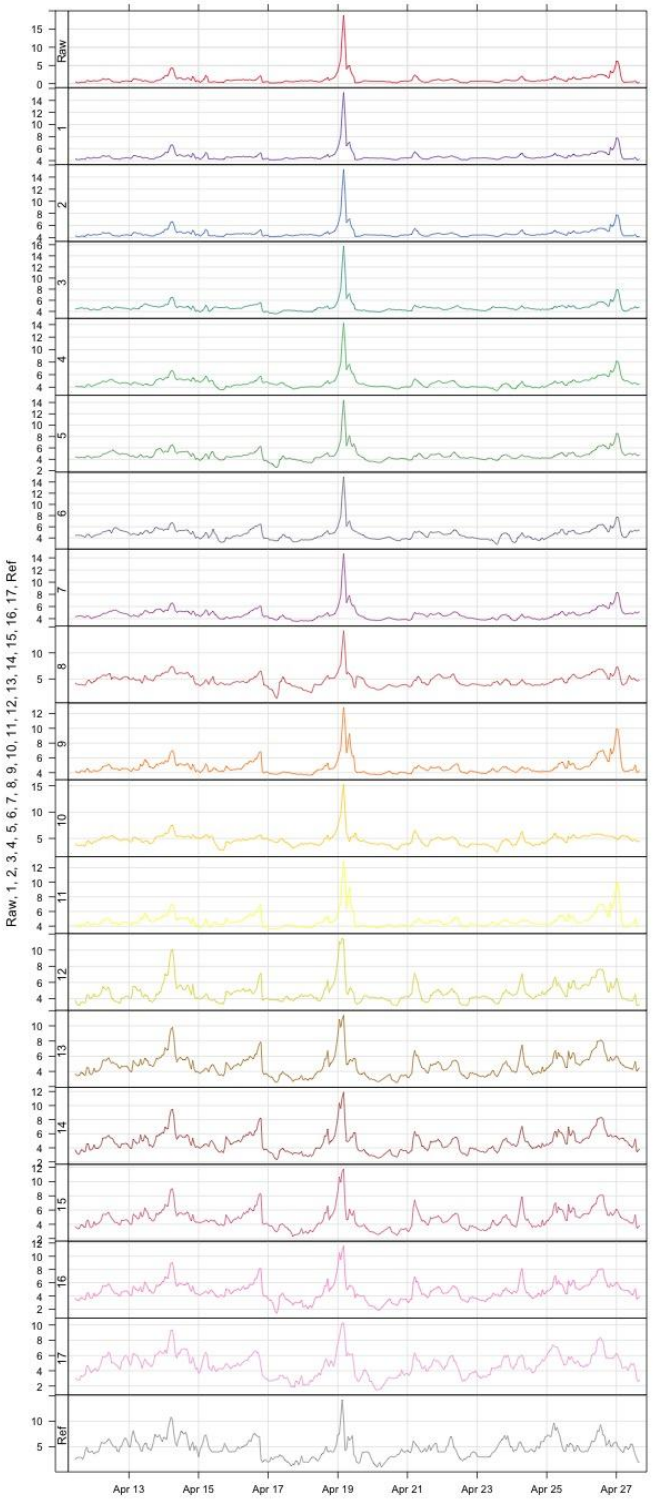
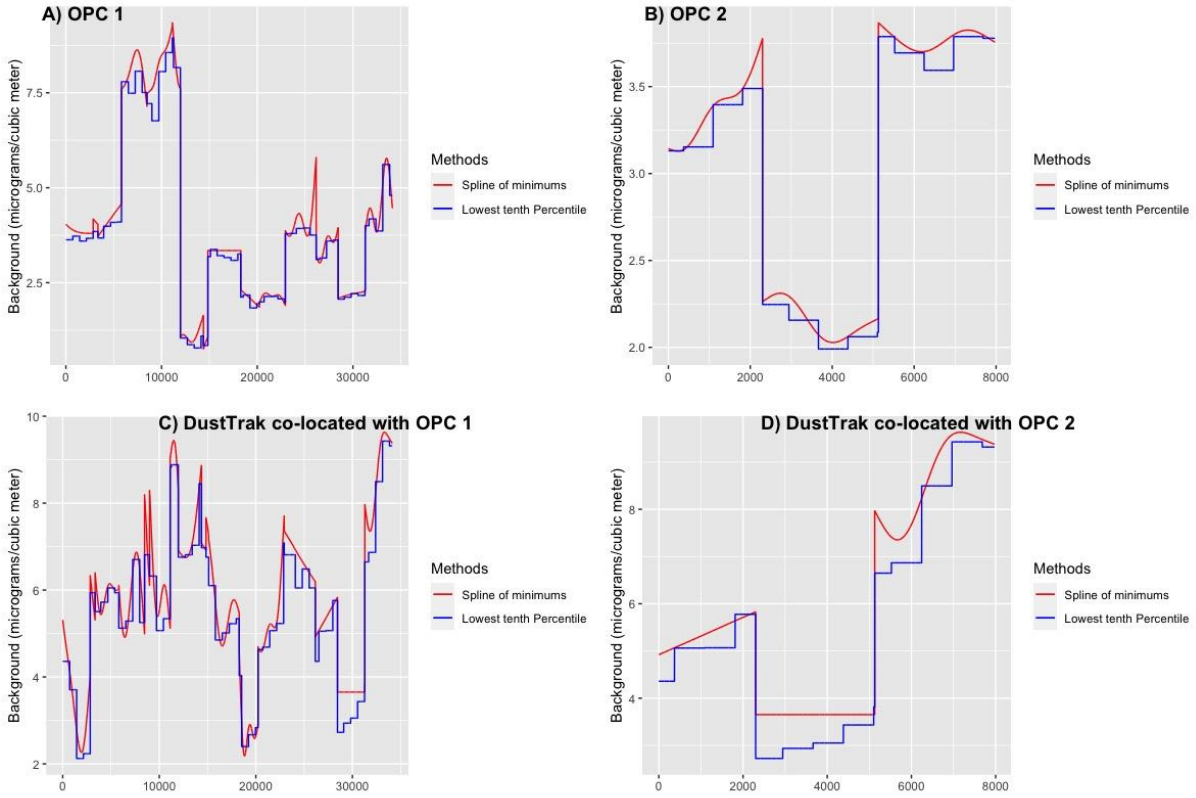
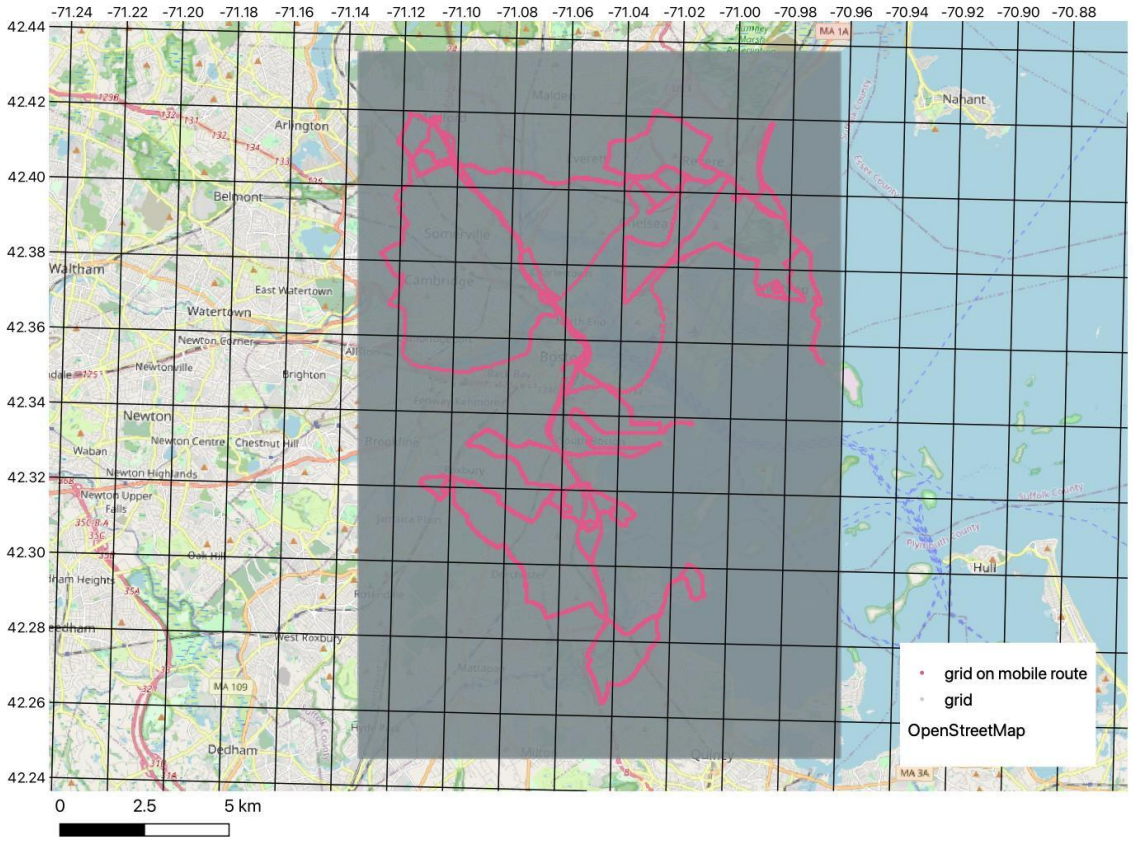


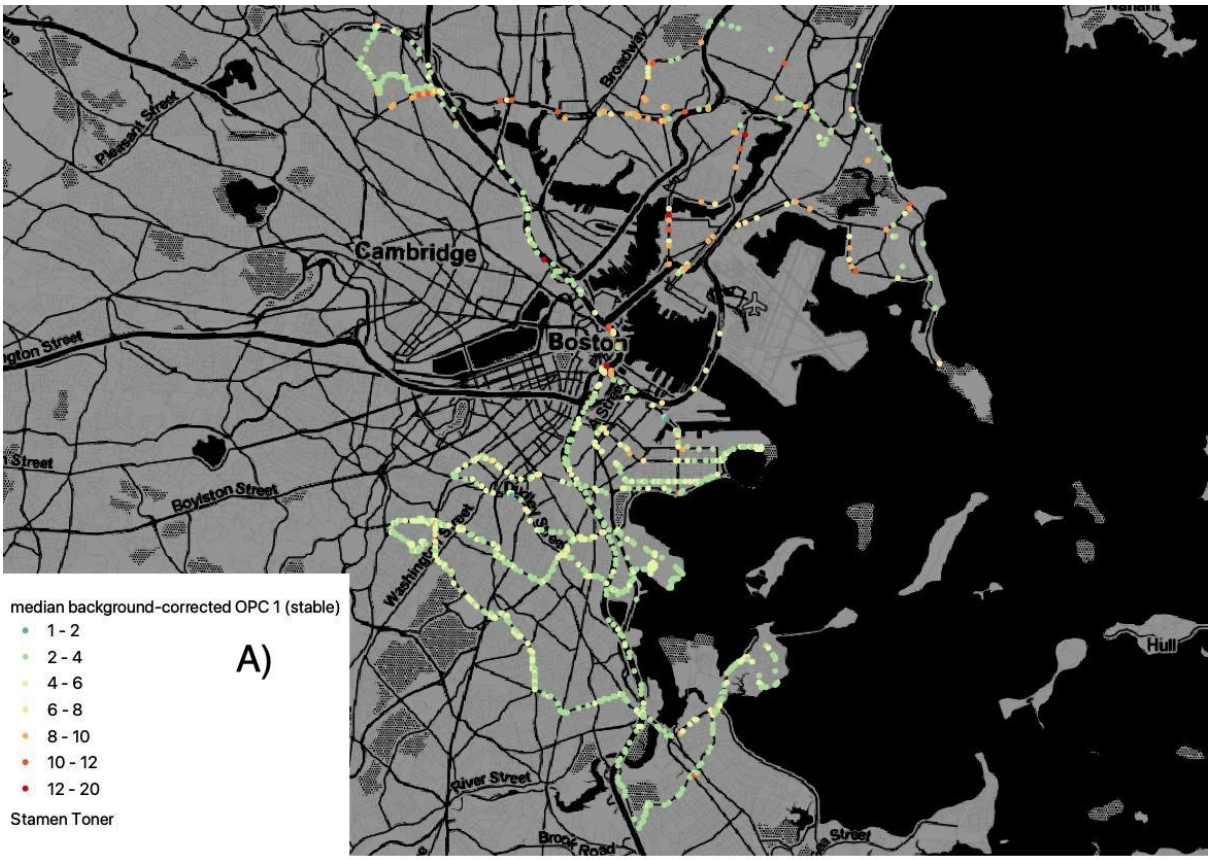
图 S13：参考值、OPC 2、使用表 1 中所述不同校准模型（1–17）获得的校正后的 OPC 2 测量值，时间分辨率为小时平均时间分辨率。



图***S14***：比较移动部署期间为每台仪器计算的背景颗粒物$_{2.5}$ 浓度



图***S15***：覆盖采样区域的 *50 m x 50 m* 网格单元。突出显示了进行移动颗粒物$_{2.5}$ 测量的网格单元。


Cambridge
Boston
Broadway
Pleasant Street
Boylston Street
River Street
Hull
median background-corrected OPC 1 (stable)
1 - 2
2 - 4
4 - 6
6 - 8
8 - 10
10 - 12
12 - 20
Stamen Toner
A)

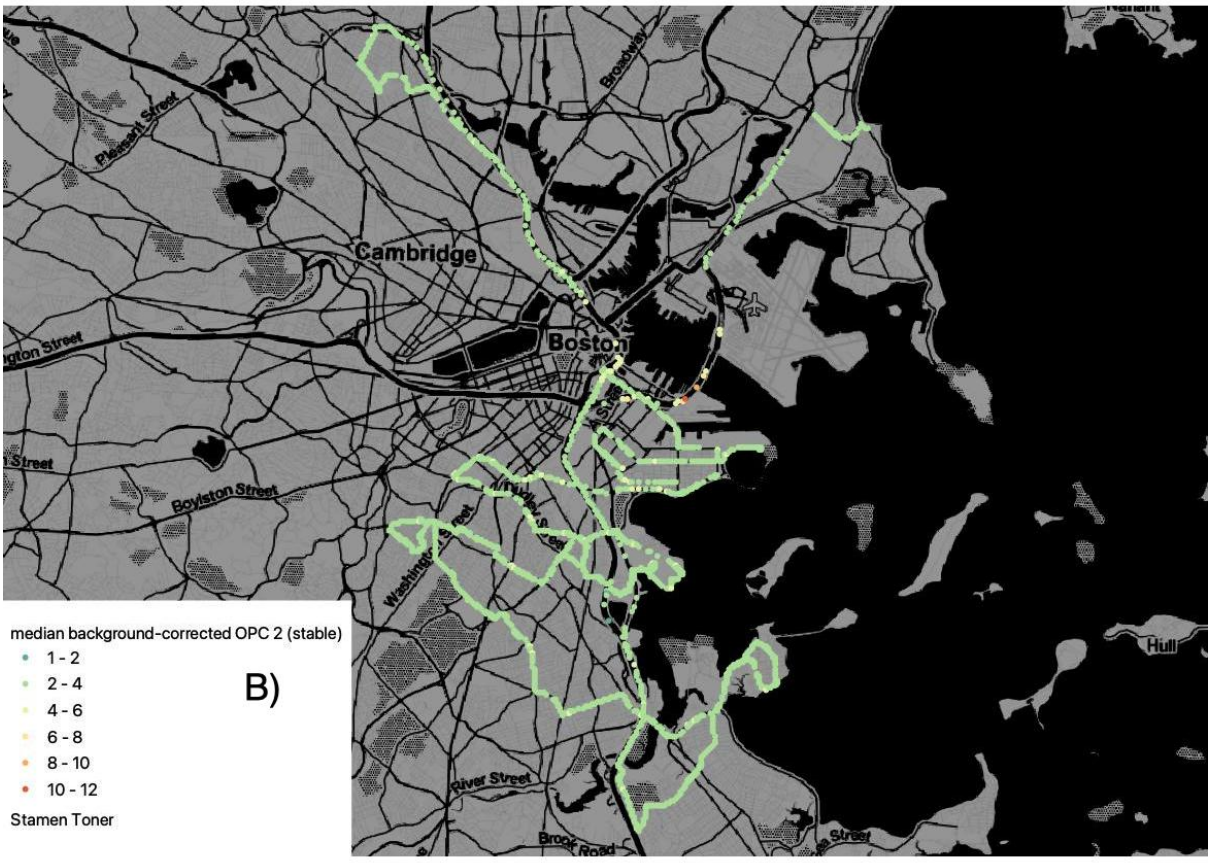

Cambridge
Boston
Broadway
Pleasant Street
Boylston Street
River Street
Hull
median background-corrected OPC 2 (stable)
1 - 2
2 - 4
4 - 6
6 - 8
8 - 10
10 - 12
Stamen Toner
B)

图 ***S16***：使用 *A) OPC 1* 测量值、*B) OPC 2* 测量值生成的可推广 $PM_{2.5}$ 浓度（研究区域内 *50 m x 50 m* 网格单元中背景校正并校准后的 $PM_{2.5}$ 浓度中位数）；这些网格单元的 $PM_{2.5}$ 浓度中位数归一化误差为 *< 20%*，且该网格单元的测量值是在超过 *> 1* 日的时间内采集的

表格

表 ***S1***：校正模型在使用小时平均数据和分钟平均数据时的表现，以均方根误差（*RMSE*）和皮尔逊相关系数（*R*）表示。采用 *10* 折交叉验证以防止机器学习模型过拟合。本研究使用的两个光学粒子计数器分别开发了校正模型。在模型列中：s_1-s_{15} 和 b 由回归分析经验推导得出。

ID	Name	模型	分钟平均				小时平均			
			OPC 1		OPC 2		OPC 1		OPC 2	
			R	RMSE (µg/m³)	R	RMSE (µg/m³)	R	RMSE (µg/m³)	R	RMSE (µg/m³)
	原始光学粒子计数器测量值									
0	Raw		0.31	5.0	0.46	4.0	0.50	5.0	0.51	3.9
	多元回归									
1	线性	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s1 + b×	0.31	1.8	0.46	1.7	0.50	1.6	0.51	1.6
2	+RH	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + b×	0.35	1.8	0.46	1.7	0.50	1.6	0.51	1.6
3	+T	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s_1 + 温度× s_2 + b×	0.33	1.8	0.48	1.7	0.52	1.6	0.53	1.6
4	+D	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s_1 + 日期× s_2 + b×	0.44	1.7	0.49	1.7	0.53	1.6	0.53	1.6
5	+相对湿度 x 温度	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 温度 s_3 + 相对湿度 温度× s_4 + b×	0.48 × ×	1.7	0.53	1.6	0.58	1.5	0.58	1.5
6	+相对湿度 x 日期	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 日期 s_3 + 相对湿度 日期× s_4 + b×	0.49 × ×	1.7	0.56	1.6	0.59	1.5	0.60	1.5
7	+日期 x 温度	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s_1 + 日期× s_2 + 温度 s_3 + 日期 温度 s× × × × $_4$ + b	0.47	1.7	0.53	1.6	0.56	1.5	0.57	1.5
8	+相对湿度 x 温度 x D	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 温度 s_3 + 日期 s× × 相对湿度 温度 s_5 + 相对湿度 日期 x s× × 温度 日期 s_7 + 相对湿度 温度 日期× × s_8 + b	0.55 × $_4$ + × $_6$ + × × ×	1.6	0.61	1.5	0.66	1.4	0.66	1.4
9	颗粒物 x 相对湿度	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ 秒× $_1$ +	0.43	1.7	0.52	1.6	0.54	1.6	0.58	1.5

		相对湿度 s_2 + 相对湿度 颗粒物× × $_{2.5}$ × $_3$ + s b								
10	颗粒物 x 日期	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = 颗粒物$_{2.5}$ s_1 + 日期× s_2 + 日期 颗粒物$_{2.5}$ s_3 + b × × ×	0.50	1.7	0.56	1.58	0.63	1.4	0.63	1.4
11	颗粒物 x 温度	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = 颗粒物$_{2.5}$ s_1 + 温度× s_2 + 温度 颗粒物$_{2.5}$ s_3 + b × × ×	0.34	1.8	0.51	1.6	0.52	1.6	0.58	1.5
12	PM x 非线性 RH	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + $\frac{RH^2}{(1-RH)}$ × s_2 + $\frac{RH^2}{(1-RH)}$× 颗粒物 $_{2.5}$ s_3 + b×	0.43	1.7	0.59	1.5	0.63	1.4	0.68	1.3
13	颗粒物 x 相对湿度 x T	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 温度 s_3 + 颗粒物× × 相对湿度 s_4 + 颗粒物× $_{2.5}$ × × $_5$ + 温度 s 相对湿度 温度 s_6 + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 × 温度 s_7 + b×	0.56 $_{2.5}$ × × × ×	1.6	0.67	1.4	0.70	1.3	0.76	1.2
14	颗粒物 x 相对湿度 x D	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 日期 s_3 + 颗粒物× × 相对湿度 s_4 + 颗粒物× $_{2.5}$ × × $_5$ + 日期 s 相对湿度 日期 s_6 + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 × 日期 s_7 + b×	0.54 $_{2.5}$ × × × ×	1.6	0.66	1.4	0.68	1.4	0.76	1.2
15	颗粒物 x 温度 x 日期	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = 颗粒物$_{2.5}$ s_1 + 温度× s_2 + 日期 s_3 + 颗粒物$_{2.5}$ 温度 × × s_4 + 颗粒物$_{2.5}$ 日期 s_5 + 温度 日期× × × s_6 + 颗粒物× $_{2.5}$ × × × $_7$ + 温度 日期 s b	0.55 × × ×	1.6	0.66	1.4	0.68	1.4	0.76	1.2
16	颗粒物 x 相对湿度 x 温度 x 日期	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = 颗粒物$_{2.5}$ s× $_1$ + 相对湿度 s_2 + 温度 s_3 + 日期 s× × 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 s_5 + 颗粒物$_{2.5}$ 温度 × x s_6 + 温度 相对湿度 s_7 + 颗粒物× × 日期 s_8 + 日期 相对湿度 s_9 + 日期 × 温度 s_{10} + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 温度 × s_{11} + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 日期 s× × × $_{12}$ + 颗粒物$_{2.5}$ 日期 温度 s_{13} + 日期× × × 相对湿度 温度 s_{14} + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 × 温度 日期 s_{15} + b × × ×	0.61 × $_4$ + × × × × × × × ×	1.5	0.69	1.4	0.73	1.26	0.78	1.2
	机器学习（10 折交叉验证）									
17	随机森林	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$ = f(颗粒物$_{2.5}$，温度，相对湿度)	0.97	0.45	0.99	0.29	0.92	0.77	0.94	0.69

表 ***S2***：移动监测汇总数据。

Date	**采样 ing time （测量次数 量 测量 量 ts)**	**采样 area**	**车辆 Mean 速度 （ m/s)**	**颗粒物$_{2.5}$ 平均值（中位数） μg/m³ （10）×**		**RH 平均值（中位数） (%)**		**温度 平均值（中位数） (^{0}C)**		**光学粒子计数器相对于车辆的位置 方向**	**R 语言（均方根误差 (μg/m³)) 比较 校正值 5秒 DustTrak 和 未校正 OPC 测量值**	
				OPC1	**OPC2**	**OPC1**	**OPC2**	**OPC1**	**OPC2**		**OPC 1**	**OPC 2**
02/11/202	09:18-	“南	5.2	9	-	27.8	-	17.6	-	OPC 1：与.....平行的流量	0.31	-

2	13:59 (3,351)	路线”：I-93 隧道， 波士顿市中心 波士顿， 南 波士顿， 多切斯特 ， 罗克斯伯里， 北 昆西		(3)		(27.6)		(17.5)		车辆行驶方向 	(4.5)	
2022年2月16日	13:10-16:35 (2,458)	“北线”： 埃弗里特， 里维尔， 切尔西 ， 温思罗普， 东波士顿	5.3	12 (5)	-	40.0 (39.8)	-	12.1 (12.0)	-	OPC 1：与.....平行的流量 车辆行驶方向	0.37 (5.8)	-
2022年2月17日	09:15-13:42 (3,183)	南线	5.5	21 (14)	-	42.0 (42.0)	-	22.8 (22.8)	-	OPC 1：与 车辆行驶方向	0.54 (5.4)	-
2022年2月23日	08:50-12:58 (2,976)	北线	4.7	14 (12)	-	55.5 (57.9)	-	23.4 (22.5)	-	OPC 1：流量平行于 车辆行驶方向 	0.21 (6.3)	-
2022年2月24日	09:21-13:20 (2,869)	南线	4.8	4 (2)	-	26.8 (26.8)	-	4.0 (3.6)	-	OPC 1：与.....平行的流量 车辆行驶方向	0.29 (7.3)	-
2022年3月2日	13:33-18:26 (3,440)	南线 + 额外运行 穿过 1-93 隧道	6.5	5 (2)	-	34.2 (33.7)	-	11.9 (11.9)	-	OPC 1：流量平行于 车辆行驶方向	0.25 (6.3)	-
2022年3月3日	13:39-16:23 (1,952)	北线	6.6	5 (2)	-	24.7 (24.1)	-	10.6 (10.2)	-	OPC 1：与 车辆行驶方向 	0.22 (3.4)	-
2022年3月8日	16:16-20:05 (2,707)	北线	3.3	2 (1)	-	24.5 (24.3)	-	11.8 (11.9)	-	OPC 1：与 车辆行驶方向	0.27 (5.6)	-
2022年3月10日	12:22-16:52 (3,220)	南线	5.5	9 (3)	-	31.1 (30.7)	-	16.5 (16.6)	-	OPC 1：垂直于 车辆行驶方向的流量	0.24 (8.3)	-

												
2022年3月23日	11:29 - 14:40 (2,298)	南线	5.6	2 (1)	5 (3)	29.5 (29.2)	23.3 (23.8)	15.5 (15.7)	16.7 (16.6)	OPC 1：垂直于车辆行驶方向的流量 OPC 2：平行于车辆行驶方向的流量 车辆行驶方向	0.15 (6.0)	0.45 (5.6)
2022年3月30日	12:06 - 16:02 (2,828)	南线	6.1	2 (1)	9 (5)	19.2 (18.9)	13.3 (12.7)	16.6 (16.8)	18.2 (18.6)	OPC 1：垂直于车辆行驶方向的流量 OPC 2：平行于车辆行驶方向的流量	0.33 (4.7)	0.44 (4.1)
2022年4月5日	10:27 - 14:24 (2,845)	南线	5.4	4 (3)	7 (4)	22.6 (22.9)	16.4 (16.4)	22.8 (22.1)	24.3 (23.8)	OPC 1：垂直于车辆行驶方向的流量 OPC 2：平行于车辆行驶方向	0.33 (8.9)	0.24 (8.8)

*请注意，由于未校正的光学粒子计数器颗粒物$_{2.5}$测量值较低，我们报告颗粒物$_{2.5}$浓度 *10.*×

表 ***S3***：比较在移动部署中，使用基于分钟平均和小时平均共址数据得出的不同校准模型校正后的光学粒子计数器测量值，与相应的校正值（采用基于小时平均共址数据开发的校准模型）*DustTrak* 数据。对共址期间使用分钟平均和小时平均数据校正后的 *DustTrak* 测量值进行比较时，*R* 语言和均方根误差分别为 *1* 和 *0.69 μg/m^3,* 。

ID	**Name**	**模型**	**基于分钟平均的校准 data**				**基于小时平均的校准 data**			
			DustTrak 和 OPC 1		**DustTrak 和 OPC 2**		**DustTrak 和 OPC 1**		**DustTrak 和 OPC 2**	
			R	**RMSE (μ克/米^3)**	**R**	**RMSE (μ克/米^3)**	**R**	**RMSE (μ克/米^3)**	**R**	**RMSE (μ克/米^3)**
	原始光学粒子计数器测量值									
0	Raw		0.26	6.5	0.20	6.9	0.26	6.5	0.20	6.9
	多元回归									
1	线性	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ × s1 + b	0.26	7.0	0.20	4.0	0.26	16.8	0.20	4.0
2	+RH	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 相对湿度 s_2 + b×	0.26	5.9	0.20	4.0	0.26	16.6	0.20	4.0
3	+T	颗粒物$_{2.5,\ 校正值}$= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 温度 s_2 + b×	0.26	7.3	0.31	3.9	0.26	17.6	0.31	3.9

4	+D	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 日期 s_2 + b×	0.29	5.2	0.42	4.2	0.27	12.6	0.39	4.3
5	+相对湿度 x 温度	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 相对湿度 s_2 + 温度 s× × 3 + 相对湿度 温度 s_4 + b × ×	0.27	5.5	0.33	4.1	0.26	14.9	0.31	4.1
6	+相对湿度 × 日期	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 相对湿度 s_2 + 日期 s× × 3 + 相对湿度 日期 s_4 + b × ×	0.29	5.7	0.59	4.4	0.27	15.6	0.56	4.4
7	+日期 × 温度	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 日期 s_2 + 温度 s× × 3 + 日期 温度 s_4 + b× ×	0.28	5.4	0.48	4.2	0.27	13.8	0.45	4.2
8	*相对湿度 x 温度 x D	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 相对湿度 s_2 + 温度 s× × 3 + 日期 s_4 + 相对湿度 温度× × s_5 + 相对湿度 日期 x s_6 + 温度× × 日期 s_7 + 相对湿度 温度× × × × 日期 s_8 + b×	0.25	5.9	0.11	4.3	0.26	16.3	0.08	4.4
9	PM x RH	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 相对湿度 s_2 + 相对湿度× 颗粒物$_{2.5}$ s_3 + b×	0.28 ×	5.6	0.31	4.1	0.26	14.8	0.26	4.3
10	颗粒物 x 日期	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 日期 s_2 + 日期× × 颗粒物$_{2.5}$ s_3 + b×	0.17	18.4	0.28	4.9	0.19	36.4	0.27	5.4
11	颗粒物 x 温度	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × 秒$_1$ + 温度 秒$_2$ + 温度× × 颗粒物$_{2.5}$ 秒$_3$ + 字节×	0.25	8.2	0.26	4.1	0.26	17.9	0.24	4.3
12	PM x 非线性 r RH	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × $s_1 + \frac{RH^2}{(1-RH)} \times s_2 + \frac{RH^2}{(1-RH)}$× 颗粒物$_{2.5}$ × 秒$_3$ + b	0.22	19.2	0.20	4.8	0.23	40.3	0.20	5.3
13	PM x 相对湿度 x 温度	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 相对湿度 s_2 + 温度 s× × 3 + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 s× × $_4$ + 颗粒物$_{2.5}$ 温度 s_5 + 相对湿度× × 温度 s_6 + 颗粒物× × $_{2.5}$ × 相对湿度 温度 s_7 + b × ×	0.18	23.9	0.27	5.6	0.20	44.1	0.25	7.1
14	PM x 相对湿度 x 日期	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 相对湿度 s_2 + 日期 s× × 3 + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 s× × $_4$ + 颗粒物$_{2.5}$ 日期 s_5 + 相对湿度× × 日期 s_6 + 颗粒物× × $_{2.5}$ × 相对湿度 日期 s_7 + b × ×	0.21	17.3	0.28	4.8	0.21	42.2	0.23	7.1
15	颗粒物 x 温度 x D	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 温度 s_2 + 日期 s× × 3 + 颗粒物$_{2.5}$ 温度 s× × $_4$ + 颗粒物$_{2.5}$ 日期 s_5 + 温度× × × 日期 s_6 + 颗粒物$_{2.5}$ 温度× × × 日期 s_7 + b×	0.17	43.5	0.29	5.9	0.19	55.9	0.27	8.0

16	PM x 相对湿度 × 温度 × D	颗粒物$_{2.5}$，校正值= 颗粒物$_{2.5}$ × s_1 + 相对湿度 s_2 + 温度 s× × + 日期 s_4 + 颗粒物× 3 $_{2.5}$ × 相对湿度 s_5 + 颗粒物$_{2.5}$ 温度 x× × s_6 + 温度 相对湿度 s× × $_7$ + 颗粒物$_{2.5}$ 日期 s_8 + 日期× × × 相对湿度 s_9 + 日期 温度 s× × × + $PM_{2.5}$ 10 相对湿度 温度× × × s_{11} + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 日期× × s_{12} + 颗粒物$_{2.5}$ 日期 温度× × × s_{13} + 日期 相对湿度 温度× × × × s_{14} + 颗粒物$_{2.5}$ 相对湿度 温度× × 日期 s_{15} + b × ×	0.20	33.1	0.17	5.7	0.11	101.2	0.19	8.9
	机器学习（10 折交叉验证）									
17	随机森林	颗粒物$_{2.5}$，校正值 = f(颗粒物$_{2.5}$，温度、相对湿度)	0.17	4.1	0.16	4.6	0.25	3.3	0.17	4.5

表 ***S4***：方差分析中未校正与校正后的光学粒子计数器测量值之间的差异和绝对差，以及校正后的光学粒子计数器与 *DustTrak* 颗粒物$_{2.5}$测量值之间的差异和绝对差的平方和（解释变异百分比）。比较光学粒子计数器测量值的方差分析所用的温度和相对湿度数据，来自与 *OPC 1* 对应的 *City Scanner*。比较 *OPC 1* 和 *OPC 2* 测量值与 *DustTrak* 数据时，我们分别使用与 *OPC 1* 和 *OPC 2* 对应的 *City Scanner* 的温度和相对湿度数据。

	OPC	No	方位	RH	T	速度	天空可视因子	Day	Hour	Road 类别	残差	总平方和
绝对差异之间未校正的光学粒子计数器颗粒物$_{2.5}$测量值		1	-	0 （0.00%）	46* （0.25%）	0 (0.00%)	0 (0.00%)	151* (0.81%)	139* (0.75%)	35* (0.19%)	18,195 (98.00%)	18,566
绝对差异之间的校正后的光学粒子计数器颗粒物$_{2.5}$测量值使用模型 6（根据分钟平均日期 共址测量值）		3	-	6* （0.07%）	1,111* (12.20%)	0 (0.00%)	6* (0.07%)	57* (0.63%)	398* (4.37%)	278* (3.05%)	7,252 979.62%)	9,108
绝对的差异之间的校正值 DustTrak 测量值和光学粒子计数器颗粒物$_{2.5}$测量值	1	5	115* (0.02%)	1,091* (0.18%)	74 (0.01%)	461* (0.07%)	2,254* (0.36%)	40,990* (6.63%)	8,161* (1.32%)	1,755* (0.28%)	563,533 (91.12%)	618,434
	2	6	-	602* (1.72%)	13,232* (37.74%)	39* (0.11%)	37* (0.11%)	1,009* (2.88%)	2,468* (7.04%)	195* (0.56%)	17,478 (49.85%)	35,060
差异在……之间未经校正的光学粒子计数器 颗粒物$_{2.5}$测量值		9	-	7 (0.036%)	330* (1.69%)	0 (0.00%)	0 (0.00%)	198* (1.01%)	59* (0.30%)	20 (0.10%)	18 953 ， (96.86%)	19,567
差异之间的校正后的光学粒子计数器颗粒物		11	-	9* (0.08%)	1,832* (16.64%)	1 (0.01%)	8* (0.07%)	229* （2.08%）	210* （1.91%）	152* （1.38%）	8 568 ，（ 77.83%）	11,009

测量值 使用模型 6 （派生自 分钟平均 d 共址 测量值）												
差异 介于 校正值 DustTrak 测量值 与光学粒子计数器 颗粒物$_{2.5}$ 测量值	**1**	**13**	1,091* (0.12%)	123,356* (13.45%)	39,338* (4.29%)	1 (0.00%)	128* (0.01%)	96,875* (10.56%)	6,209* (0.68%)	1,482* (0.16%)	648 465 , (70.72%)	916,945
	2	**14**	-	587* (1.61%)	13,231* (36.34%)	43* (0.12%)	44* (0.12%)	892* (2.45%)	2,280* (6.26%)	182* (0.50%)	19 147 , (52.59%)	36,406