



Views & Comments

可穿戴式传感器评估个体暴露环境

Uwe Schlink^a, Maximilian Ueberham^b^a Department of Urban and Environmental Sociology, Helmholtz Centre for Environmental Research (UFZ), Leipzig 04318, Germany^b Centre for Environmental Biotechnology (UBZ), Helmholtz Centre for Environmental Research (UFZ), Leipzig 04318, Germany

1. 引言

近年来,人们对新型基于人的传感设备产生了越来越多的兴趣,这些设备可用于健康、运动、安全、儿童保育、医疗保健和生物监测等方面[1]。与此同时,通过可穿戴式传感器与智能手机相结合的移动环境监测器也日渐成为另一个前沿产品[2]。智能传感器完成了电子信号的采集,包括被测量信号的物理属性以及加工处理(存储或通信),使它们成为记录个人信息的便利产品。可穿戴式环境传感器将环境数据(空气质量、温度、湿度、辐射、噪声等)的记录与人类活动空间的记录相结合[3]。后者代表人们在日常活动过程中的城市区域,可以通过全球定位系统(GPS)设备进行追踪[4]。

暴露概念[5]强调了个体暴露在环境健康问题(通常是慢性)病因中的作用,该概念认为个体暴露与基因组成相比是导致出现环境健康问题的更重要的原因。关于由环境卫生引起的流行病学研究常常使用区域级汇总的数据。人们研究了某些地区的疾病流行率或发病率与在这些地区(以行政界限为依据)具有“代表性”的固定监测站收集的环境参数的统计联系。然而,来自稀疏监测站网络的记录不能充分代表不同个体的暴露范围,特别是在不同的室内和室外城市环境中[6]。

除此之外,虽然这些研究的结果对给定的区域组合是有效的,但分析结果会随着区域组合的不同而改变,这被称为可塑性面积单元问题(MAUP)[7,8]。因此,更先进的方法是直接关注到个人,并用以分析个人居民

区周围的缓冲区。通过应用生态回归方法,这些研究分析了个体健康状况与缓冲区中交通、绿地、工业面积等占比的关系,作为定义暴露的方法[9]。显然,这种方法只能间接测量每个个体的真实暴露量,并且存在误差,从而削弱了统计结果的显著性[10,11]。

为了减少上述影响,个人佩戴的传感器可以直接记录个人所在位置的环境参数,一些研究者称之为以人类为中心的机会感知[12]。现代传感器的小尺寸、智能功能和低廉的成本使它们成为记录生物体内暴露数据的完美工具。本文旨在为选择合适的传感器提供指导,以提高对所获得结果的理解,并强调可穿戴式传感器构造单元的主要需求(图1)。我们概述了这些传感器应用程序的标准。此类标准操作程序(SOP)取决于研究的预期目的和研究问题。本文通过实例说明我们正发起更多与传感器和可穿戴设备在环境监测、公共卫生和个人暴露评估中的构成要件和多样化使用有关的跨学科讨论。

2. 可穿戴式环境传感器的功用

个体暴露是多方面的,包括空气温度、空气湿度、辐射、空气污染物(气体、颗粒物)和噪声等。这一定义旨在包括所有外源性暴露因素。

由于与暴露有关的舒适或不适的结果取决于个人的身体状况和行为活动,所以我们必须考虑个人的特定变量。这些变量包括固定值(如年龄、性别、预先存在的健康状况)以及随时间变化的值(如GPS记录的运

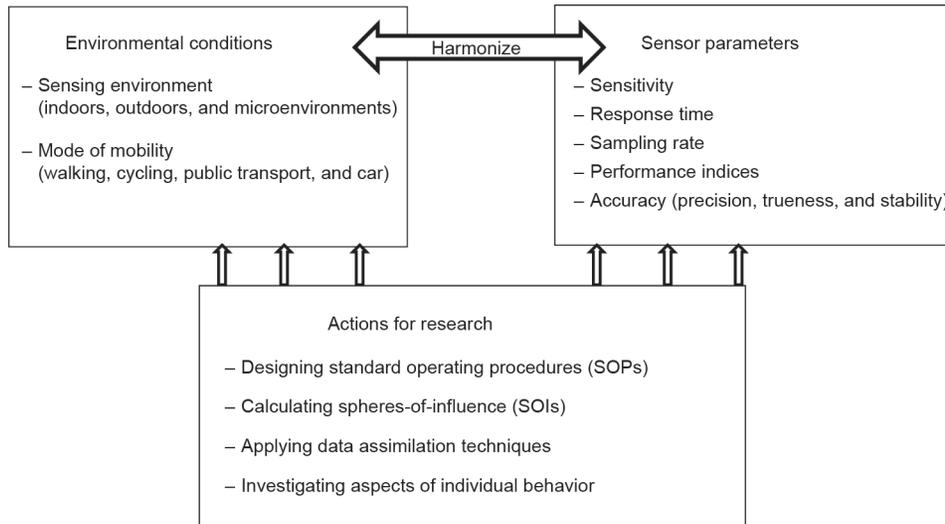


图1. 个体进行环境感知的概述。

动行为，由加速度计记录的与身体活动相关的呼吸频率[13])。基于智能手机的传感方式可以同时收集上述变量[14,15]。

基于个人的环境测量有助于实现以下两种截然不同的目的。首先，它们持续收集个人完整的暴露数据。这种方法产生了累积暴露、地点和特定活动暴露量增量、暴露量增量的频率分布[16]、移动习惯和行为的度量。它可以促进可穿戴式环境传感器根据个体的行为变化进行适应，并告知其当前的暴露状态。这有助于促进个人的环境卫生知识普及[17]。例如，骑自行车的人可以根据他们的地理位置信息调整他们的出行[18,19]。另一方面，城市探险者可以通过便携式传感器来获取大气参数的变化情况[20]。结合来自众多人群的众包测试数据或通过模型模拟，对城市中所有地点或时间的数据采用公民参与式科学方法进行估算[21,22]。沿着每个人的轨迹绘制时空数据（根据时间-地理的概念[23]）可以提高对疾病流行、病因、传播和治疗的了解[24]，并有助于支持可持续的城市规划。

3. 个体暴露测量的概念

必须在当地不断监测与个人健康有关的环境接触情况。这种连续监测的结果表明，不同的暴露程度（组合）取决于个体的周边环境[25]。基于这一概念，与一个人的日常行程相关的暴露是一系列污染模式，每一种模式都代表一个特定的微环境。例如，研究发现在柴油车、地铁或环境中烟草烟雾的房间中，黑碳暴露量明显增

加[26]。

这种微环境概念有助于根据个人的时间-活动情况和微环境的污染水平进行近似的暴露量估计[25]。典型的微环境是家庭、学校和交通工具[27]。暴露于室外污染物不仅发生在室外，也发生在自然通风的室内[28]。而在过去，微环境是根据活动日志（日记）或地理位置来分类的[29]，而GPS和加速计的使用可以自动识别人类活动[3,30]。

这种微环境概念的一个缺点是，不同公寓的室内空气污染差异很大，对于选定的环境，人们只能获得一般的信息。此外，在户外，特别是在城市社区，由于许多潜在污染源的存在（如工业、交通）和街道峡谷（street canyon）中迅速变化的扩散条件，各地污染情况可能存在很大差异。例如，Rabinovitch等[31]研究了小学生接触 $PM_{2.5}$ （空气动力学直径不大于 $2.5\ \mu m$ 的颗粒物）的情况，他观察到其与家庭、交通和学校微环境中的平均浓度之间存在较高的相关性。这就证明了微环境内部存在可变性。只有很少的个体暴露记录显示了微环境之间的明显差异，更显著的不同是与微环境不相关的浓度峰值。笔者确定这些峰值（暴露事件）是与健康影响相关的暴露指标。

另一个有关个人暴露的概念与城市结构有关。这里的基本假设是，土地利用情况是衡量气候、空气质量和噪声的指标。土地利用回归（LUR）模型用于建模[32]。这个假设在弱风条件下（本地天气）成立，作为长期平均值（从长期气候的意义上说）也是有效的（但较弱）。如果应用合理的交叉验证模型评估预测模型的性能，移

动个人测量可以为高空间分辨率的LUR模型提供有价值的数 据，以补充静态监测[33]。

4. 采样点和采样率

通常，（城市）大气是由设在固定地点的气象和空气质量监测站组成的网络进行监测的，目的是收集有代表性的数据。人们为如何合理地选择这些地点制定了指南[34]。然而，城市环境具有极大的不均匀性，并受到不同因素的影响，所以合理选择具有代表性的场地是一个挑战。选址的一个重要考量是监测的基本原理：监测的目的是收集气候数据还是为满足特殊需要提供数据支持（如预防健康问题）？这决定了观测的范围是邻近区域（如街道峡谷）、社区还是整个城市。

为了确定市区气候监测点的最佳数量和配置，研究人员通常会收集所选区域典型的气象情况，并与污染浓度的空间仿真或综合空气质量指数相结合[35]。将所有空气质量模式根据其发生的概率进行加权处理，得到品质因数（FOM）。它的最大值有助于判断最理想监测位置并对监测位置进行排序。最优位置数量最少的地点具有影响范围不重叠的影响球（SOI）的特点，其由该场址与附近监测点的污染水平之间的空间自相关的一个临界值决定[36,37]。

虽然半方差能够评估整个污染场的空间自相关结构（并且可以用于污染数据的空间插值[38]），但SOI是对每个位置进行相关图的计算。相关图的截止距离[通常在相关衰减 $1/e$ （ $\approx 36.8\%$ ）之后]表示具有代表性的区域的大小。我们建议将这一概念转移到移动测量，并利用其对采样率进行规范化。如果在行走过程中，采样序列的SOI重叠（图2），则说明采样值是相关的，因为采样点过近。这意味着个体样本之间可以选择更大的时间段，即可以降低采样率（即每小时的采样数）。

5. 传感器的准确性——性能问题

微型传感器的关键性能是准确性。状态监测设备（如工厂的温度、湿度控制或矿井的污染检测）的目标是监测极值。采集个人环境的传感器必须以高精度记录非常低的浓度状态[39]，这就需要传感器具有以下性能：①高精度（随机波动小、重复性好）；②准确性高（测得值与真实值之间不存在偏差）；③稳定性好（无长期漂移）。通过定期的校准可以实现准确性，但精度和稳

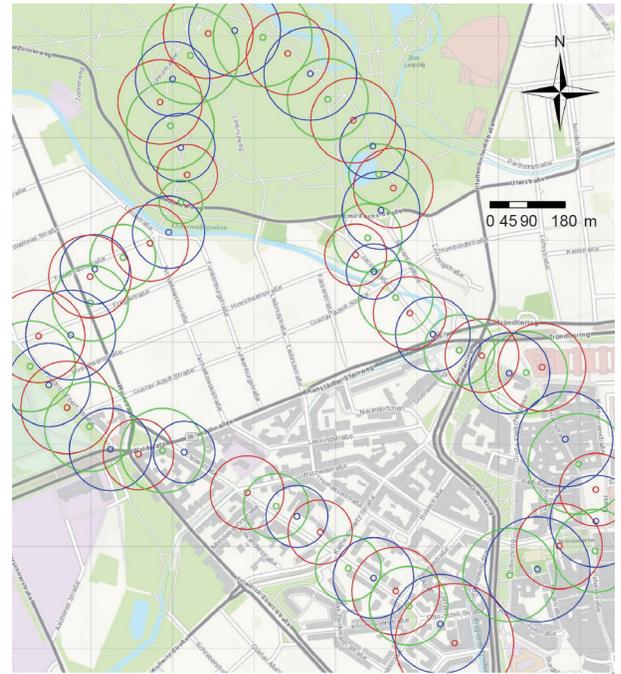


图2. 2017年7月18日星期二22:50–00:00，在德国莱比锡，由通风传感器（流速为 $55 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ）和距地面1.5 m的遮阳传感器[电子温度记录仪171，其湿度/温度探头型号0572 6172，德国；精度： $\pm 0.2 \text{ K}$ ， $\tau \approx 12 \text{ s}$ （ τ 是表示传感器响应阶跃输入的时间常数）]采集的移动温度所计算出的影响球（SOI）如图所示。中心点表示采样点（由GPS获取坐标：Garmin GPSMap 60CSx），采样点之间的时间步长为1 min。点周围的圆圈表示中心温度与其余数据相关性衰减到 $1/e$ （ $\approx 36.8\%$ ）的影响范围（指数函数拟合相关图；消除负相关）。采样率为5 s，每个采样点1 min内进行12条次采样并进行计算。使用低通滤波器估计每日温度分布（截止时间为6 h），然后从记录中消除。为了提高可读性，图片用红色、蓝色和绿色绘制了连续的圆圈。图片背景为城市结构[1984世界大地测量系统（WGS84），通用横轴墨卡托投影（UTM）第32区]。

定性是测量技术的内在要求。因此，并不是每一种技术都能应用于可穿戴式环境传感器。

必须按照制造商的指南定期校准传感器。通过与标准高端仪器的比较，可以对现场测量性能进行评估[40]。以下指标均可以用来评估传感器的精度：一致性指数[41,42]、皮尔逊相关系数、均方根误差、平均误差、平均绝对误差和离散系数。当多个因素同时被采样时，所有传感器的精度都是相似的，因为这将保证每个因素测量在同一采样点具有相同的可靠性。在实际应用中，可以与精密仪器进行比较，通过Bland-Altman和Taylor图[40]评估传感器的精度。

6. 传感器的时间常数

传感器的另一个重要参数是时间常数 τ ，它描述了传感器响应阶跃输入所需的持续时间[更准确地说，是阶跃值的 $1-1/e$ （ $\approx 63.2\%$ ）]。考虑到传感器可能在速度

约 $5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ ($\approx 1.4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$) 的步行过程中被携带, 并且环境条件在 14 m 范围内显著变化, 所以需要 10 s 的采样率。传感器必须与该采样率匹配, 且时间常数必须为 $\tau \leq 10 \text{ s}$ (但许多新的智能传感器 $\tau \geq 1 \text{ min}$)。时间常数取决于采样是否为主动采样 (这意味着需使用标准化流量的微型风扇对传感器进行通风)。相比之下, 由于时间常数大 (惯性效应), 被动采样通常不能应用于移动测量。主动和被动温度测量的区别 (图3) 表明, 采样率和时间常数的不匹配会导致测量误差增大。

在可穿戴式传感器的具体应用中, 采样率需要匹配现有的环境参数的空间差异 (见上文SOI概念)、移动测量的速度和传感器的时间常数。调整采样率的可能性是有限的, 因为并不是每个传感器对个人环境监测的每个设计都有用。

7. 个人监测的实施

上述论点表明, 移动测量的实施取决于其目的和普遍的环境条件。环境参数的差异性可以通过点测量、地质统计学技术 (如半变异函数分析) 和微气象建模来评估。对于目前的测量任务, 需开发一个最先进的制药和工业过程的SOP。

一个SOP移动测量包括测量过程的详细过程, 其中包括研究的目的、材料和设备, 传感器的细节 (包括功能、能源供应、校准、准确性和时间常数), 移动测量实施的细节 (流程图), 移动测量活动的方案 [包括开始日期和时间、地点, 测量所需的准备工作, 采样率, 载

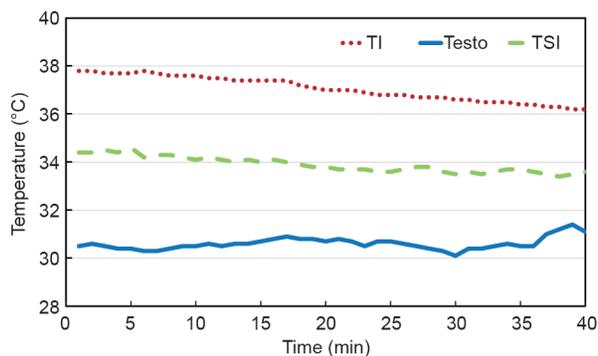


图3. 不同温度传感器和采样模式的同步记录 (室外温度采集时间步长为 1 min): Testo传感器 (数据记录仪171, 其湿度/温度探头型号0572 6172, 德国; 精度: $\pm 0.2 \text{ K}$, $\tau \approx 12 \text{ s}$) 主动取样 (遮阳和通风); TSI Q-Trak 7565传感器 (美国; 精度: $\pm 0.6 \text{ K}$, $\tau \approx 30 \text{ s}$), 手持式传感器 (自然通风, 无遮阳); 德州仪器 (TI) 传感器CC2650STK (美国; 精度: $\pm 0.2 \text{ K}$, $\tau \approx 300 \text{ s}$) (无遮阳和通风保护)。

体 (如行人、骑自行车者、汽车)], 平均移动速度, 采样周期, 所有传感器和GPS之间的同步方法, 潜在的误差来源, 数据存储细节, 以及数据分析方法。这样的工作说明对于研究人员测试不同的传感器和新设备或探索城市附近的环境条件很有帮助。当行人在日常生活中携带可穿戴式传感器记录他们的负荷以用于健康研究时, 它们对于高质量的人口研究至关重要。使用模板以及规划工具都可以对移动测量提供支持[43]。

手动采集所有的数据会很烦琐, 因此数据流必须在连接传感器、智能手机和数据库的数据采集系统中进行集成和快速处理[44]。这种数据处理的一项重要任务是同步基于时间戳的所有测量值[45]。物联网 (IoT, 作为全球数据基础设施[46]) 的未来发展将使数据管理更加完善, 同时提高数据的准确性和覆盖面[47]。例如, iBeacon[†]等短距离通信技术可以改善室内环境中的位置记录, 有助于对室内和室外环境负荷进行综合评估。

8. 传感器记录的升值

可穿戴式设备记录的所有数据都受到噪声影响[48]。人附近的小尺度湍流, 由移动个体引起的冲击 (如热、噪声、痕量气体) 造成的记录干扰, 以及其他扰动将在测量数据中产生异常值和偏差。当一个城市区域被无数个人“探索”时, 记录数据的质量可以得到提高。在他们的运动过程中, 传感器可以对在时间和空间上的邻近点收集的数据进行平均处理, 从而实现随机降噪。有一种系统技术可以插值许多测量值, 这就是所谓的数据同化, 它将测量值与微气象模拟相结合。这一方法类似于在全球范围内进行气象和气候测量的操作程序。

由于测量结果存在不确定性, 因此数据同化过程在计算组合数据及其不确定性时需要考虑到这一点。为了解决这一问题, 我们提出了贝叶斯时空模型[49]。该方法可以将微气象模拟 (空气污染物、温度等) 与多人携带的测量结果相结合, 从而得到环境参数及其置信区间的高分辨率数据。

可穿戴式传感器的另一个功能是将记录与载体的感知联系起来。在日常生活中记录人们感知的一项新技术是行走采访 (walking interview) [50]。在特定的城市环境中, 人们更容易反映自己的真实经历, 这反过来反映了测量的环境条件。这项技术源自人种学研究, 可以在

[†] <http://www.ibeacon.com/>.

测量的接触数据、个人行为和他的健康状况之间建立桥梁。与可穿戴式传感器相结合，行走采访可以揭示日常生活习惯和社会环境不仅决定了个人暴露情况，而且还会导致慢性疾病的发生。智能手机传感方法是在移动过程中主动整合用户反馈（如暴露感知）的可行方法 [45]。

9. 结论

新型传感器和信息技术的发展有助于提供人类暴露数据[51]，并促进流行病学研究从基于人群向基于个人转变[52]。虽然一些环境参数可以通过人类的感知来反映（如热舒适和噪声），但其他的环境参数基本无法察觉（如颗粒物和NO_x浓度）。因为一种校正的且多因素的暴露测量可以立即告知一个人的健康风险[53]，所以这对于受人们日常生活方式和周围环境影响的非传染性流行病（如哮喘、糖尿病）和传染性流行病[如结核病、新冠病毒肺炎（COVID-19）]尤为重要。此外，可穿戴式设备可以帮助人们理解微环境和土地利用概念（不是基于个人的）。然而，可穿戴式传感器的应用对采样率、准确性和其他条件都有要求，最好是在SOP框架内进行（图1）。为了避免虚假的和有偏差的记录，传感器本身必须主动取样（即通过微型风扇通风）并保护其免受有害参数的影响。将基于个人的记录与环境建模相结合，以及在移动中测量的新技术是未来研究活动面临的挑战。

Acknowledgements

The work was partially supported by the German Research Foundation (Deutsche Forschungsgemeinschaft, DFG) under Schwerpunktprogramm (SPP) 1894 “Volunteered Geographic Information: Interpretation, Visualization and Social Computing”, project “ExpoAware—Environmental volunteered geographic information for personal exposure awareness and healthy mobility behavior” (SCHL 521/8-1). The authors acknowledge the help of Niels Wollschläger with the calculation of SOIs (Fig. 2).

References

- [1] Wilson EK. Wearable sweat sensors. *Engineering* 2019;5:359–60.
- [2] Loh M, Sariqiannis D, Gotti A, Karakitsios S, Pronk A, Kuijpers E, et al. How

- sensors might help define the external exposome. *Int J Environ Res Public Health* 2017;14(4):E434.
- [3] Donaire-Gonzalez D, Valentín A, van Nunen E, Curto A, Rodriguez A, Fernandez-Nieto M, et al. ExpoApp: an integrated system to assess multiple personal environmental exposures. *Environ Int* 2019;126:494–503.
- [4] Perchoux C, Chaix B, Cummins S, Kestens Y. Conceptualization and measurement of environmental exposure in epidemiology: accounting for activity space related to daily mobility. *Health Place* 2013;21:86–93.
- [5] Wild CP. The exposome: from concept to utility. *Int J Epidemiol* 2012;41:24–32.
- [6] Chaix B. Mobile sensing in environmental health and neighborhood research. *Annu Rev Public Health* 2018;39:367–84.
- [7] Openshaw S. A geographical solution to scale and aggregation problems in region-building, partitioning and spatial modeling. *Trans Inst Br Geogr* 1977;2(4):459–72.
- [8] Parenteau MP, Sawada MC. The modifiable areal unit problem (MAUP) in the relationship between exposure to NO₂ and respiratory health. *Int J Health Geogr* 2011;10(1):58.
- [9] Morgenstern V, Zutavern A, Cyrus J, Brockow I, Koletzko S, Krämer U, et al. Atopic diseases, allergic sensitization, and exposure to traffic-related air pollution in children. *Am J Respir Crit Care Med* 2008;177(12):1331–7.
- [10] Höfler M. The effect of misclassification on the estimation of association: a review. *Int J Methods Psychiatr Res* 2005;14(2):92–101.
- [11] Park YM, Kwan MP. Individual exposure estimates may be erroneous when spatiotemporal variability of air pollution and human mobility are ignored. *Health Place* 2017;43:85–94.
- [12] Kumar P, Morawska L, Martani C, Biskos G, Neophytou M, Di Sabatino S, et al. The rise of low-cost sensing for managing air pollution in cities. *Environ Int* 2015;75:199–205.
- [13] Donaire-Gonzalez D, Curto A, Valentín A, Andrusaityte S, Basagaña X, Casas M, et al. Personal assessment of the external exposome during pregnancy and childhood in Europe. *Environ Res* 2019;174:95–104.
- [14] Cornet VP, Holden RJ. Systematic review of smartphone-based passive sensing for health and wellbeing. *J Biomed Inform* 2018;77:120–32.
- [15] Huck JJ, Whyatt JD, Coulton P, Davison B, Gradinar A. Combining physiological, environmental and locational sensors for citizen-oriented health applications. *Environ Monit Assess* 2017;189(3):114.
- [16] Schlink U, Kindler A, Großmann K, Schwarz N, Franck U. The temperature recorded by simulated mobile receptors is an indicator for the thermal exposure of the urban inhabitants. *Ecol Ind* 2014;36:607–16.
- [17] Finn S, O'Fallon L. The emergence of environmental health literacy—from its roots to its future potential. *Environ Health Perspect* 2017;125(4):495–501.
- [18] Yeboah G, Alvanides S. Route choice analysis of urban cycling behaviors using OpenStreetMap: evidence from a British urban environment. In: Jökar Arsanjani J, Zipf A, Mooney P, Helbich M, editors. *OpenStreetMap in GIScience*. Cham: Springer; 2015. p. 189–210.
- [19] Brody JG, Dunagan SC, Morello-Frosch R, Brown P, Patton S, Rudel RA. Reporting individual results for biomonitoring and environmental exposures: lessons learned from environmental communication case studies. *Environ Health* 2014;13(1):40.
- [20] Deville Cavellin L, Weichenthal S, Tack R, Ragettli MS, Smargiassi A, Hatzopoulou M. Investigating the use of portable air pollution sensors to capture the spatial variability of traffic-related air pollution. *Environ Sci Technol* 2016;50(1):313–20.
- [21] Kardous CA, Shaw PB. Evaluation of smartphone sound measurement applications (apps) using external microphones—a follow-up study. *J Acoust Soc Am* 2016;140(4):EL327–33.
- [22] Kardous CA, Shaw PB. Evaluation of smartphone sound measurement applications. *J Acoust Soc Am* 2014;135(4):EL186–92.
- [23] Hägerstrand T. Reflections on what about people in regional science. *Pap Reg Sci Assoc* 1989;66(1):1–6.
- [24] Richardson DB, Volkow ND, Kwan MP, Kaplan RM, Goodchild MF, Croyle RT. Spatial turn in health research. *Science* 2013;339(6126):1390–2.
- [25] Mazaheri M, Clifford S, Yeganeh B, Viana M, Rizza V, Flament R, et al. Investigations into factors affecting personal exposure to particles in urban microenvironments using low-cost sensors. *Environ Int* 2018;120:496–504.
- [26] Jeong H, Park D. Characteristics of elementary school children's daily exposure to black carbon (BC) in Korea. *Atmos Environ* 2017;154:179–88.
- [27] Ryan PH, Son SY, Wolfe C, Lockey J, Brokamp C, LeMasters G. A field application of a personal sensor for ultrafine particle exposure in children. *Sci Total Environ* 2015;508:366–73.
- [28] Gall ET, Chen A, Chang VWC, Nazaroff WW. Exposure to particulate matter and ozone of outdoor origin in Singapore. *Build Environ* 2015;93:3–13.
- [29] Adams C, Riggs P, Volckens J. Development of a method for personal, spatiotemporal exposure assessment. *J Environ Monit* 2009;11(7):1331–9.
- [30] Labrador MA, Lara Yejas OD. Human activity recognition: using wearable sensors and smartphones. Boca Raton: CRC Press; 2014.
- [31] Rabinovitch N, Adams CD, Strand M, Koehler K, Volckens J. Within-micro-environment exposure to particulate matter and health effects in children with asthma: a pilot study utilizing real-time personal monitoring with GPS interface. *Environ Health* 2016;15(1):96.
- [32] Lee M, Brauer M, Wong P, Tang R, Tsui TH, Choi C, et al. Land use regression modelling of air pollution in high density high rise cities: a case study in Hong Kong. *Sci Total Environ* 2017;592:306–15.

- [33] Van den Bossche J, De Baets B, Verwaeren J, Botteldooren D, Theunis J. Development and evaluation of land use regression models for black carbon based on bicycle and pedestrian measurements in the urban environment. *Environ Modell Softw* 2018;99:58–69.
- [34] Oke TR. Initial guidance to obtain representative meteorological observations at urban sites. Report. Geneva: World Meteorological Organization; 2006. WMO/TD-No. 1250.
- [35] Liu MK, Avrin J, Pollack RI, Behar JV, McElroy JL. Methodology for designing air quality monitoring networks: I. theoretical aspects. *Environ Monit Assess* 1986;6(1):1–11.
- [36] Al-Adwani S, Elkamel A, Duever TA, Yetilmezsoy K, Abdul-Wahab SA. A surrogate-based optimization methodology for the optimal design of an air quality monitoring network: surrogate-based optimization monitoring network. *Can J Chem Eng.* 2015;93(7):1176–87.
- [37] Mofarrah A, Husain T. A holistic approach for optimal design of air quality monitoring network expansion in an urban area. *Atmos Environ* 2010;44(3):432–40.
- [38] Pope R, Wu J. Characterizing air pollution patterns on multiple time scales in urban areas: a landscape ecological approach. *Urban Ecosyst* 2014;17(3):855–74.
- [39] ISO-21748: Guidance for the use of repeatability, reproducibility and trueness estimates in measurement uncertainty evaluation. ISO standard. Geneva: International Organization for Standardization; 2017.
- [40] Ueberham M, Schlink U. Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements – a ranking study. *Environ Int* 2018;121(Pt 1):130–8.
- [41] Willmott CJ, Ackleson SG, Davis RE, Feddema JJ, Klink KM, Legates DR, et al. Statistics for the evaluation and comparison of models. *J Geophys Res* 1985;90 (C5):8995–9005.
- [42] Willmott CJ. Some comments on the evaluation of model performance. *Bull Am Meteorol Soc* 1982;63(11):1309–13.
- [43] Office of Environmental Information. Guidance for preparing standard operating procedures (SOPs). Washington, DC: US Environmental Protection Agency; 2007.
- [44] Reis S, Seto E, Northcross A, Quinn NW, Convertino M, Jones RL, et al. Integrating modelling and smart sensors for environmental and human health. *Environ Model Softw* 2015;74:238–46.
- [45] Ueberham M, Schmidt F, Schlink U. Advanced smartphone-based sensing with open-source task automation. *Sensors* 2018;18(8):E2456.
- [46] Atzori L, Iera A, Morabito G. The internet of things: a survey. *Comput Netw* 2010;54(15):2787–805.
- [47] Tomasini M, Mahmood B, Zambonelli F, Brayner A, Menezes R. On the effect of human mobility to the design of metropolitan mobile opportunistic networks of sensors. *Pervasive Mob Comput* 2017;38:215–32.
- [48] Meier F, Fenner D, Grassmann T, Otto M, Scherer D. Crowdsourcing air temperature from citizen weather stations for urban climate research. *Urban Clim* 2017;19:170–91.
- [49] Yu HL, Christakos G. Science-based spatiotemporal statistics: practical guide with environmental and human exposure applications. *J Therm Biol* 2016;17(3):149–53.
- [50] Evans J, Jones P. The walking interview: methodology, mobility and place. *Appl Geogr* 2011;31(2):849–58.
- [51] Tamayo-Uria I, Maitre L, Thomsen C, Nieuwenhuijsen MJ, Chatzi L, Siroux V, et al. The early-life exposome: description and patterns in six European countries. *Environ Int* 2019;123:189–200.
- [52] Tonne C, Basagaña X, Chaix B, Huynen M, Hystad P, Nawrot TS, et al. New frontiers for environmental epidemiology in a changing world. *Environ Int* 2017;104:155–62.
- [53] Nikolopoulou M, Kleissl J, Linden PF, Lykoudis S. Pedestrians' perception of environmental stimuli through field surveys: focus on particulate pollution. *Sci Total Environ* 2011;409(13):2493–502.