ISSN 1860-0387

DISSERTATION 2 | 2020

Maximilian Ueberham

Dynamische Erfassung multipler Expositionen gegenüber urbanen Umweltbelastungen

Helmholtz-Zentrum für
Umweltforschung – UFZ
Permoserstraße 15
04318 Leipzig
www.ufz.de

NICHT ZUM VERKAUF FOR SALE.

Maximilian Ueberham | Dynamische Erfassung multipler Expositionen ...

DISSERTATION 2|2020
Helmholtz-Zentrum für Umweltforschung – UFZ
Department Stadt- und Umweltsoziologie

Dynamische Erfassung multipler Expositionen gegenüber urbanen Umweltbelastungen

Von der Fakultät für Physik und Geowissenschaften
der Universität Leipzig
genehmigte

DISSERTATION

zur Erlangung des akademischen Grades
doctor rerum naturalium
Dr. rer. nat.

vorgelegt
von M.Sc. Maximilian Ueberham, geb. Beyer
geboren am 31.08.1988 in Leipzig

Gutachter: Prof. Dr. Ulrike Weiland
Prof. Dr. Jürgen Oßenbrügge

Tag der Verleihung: 18. November 2019

Bibliographische Beschreibung:

Ueberham, Maximilian
Dynamische Erfassung multipler Expositionen gegenüber urbanen Umweltbelastungen
Universität Leipzig, Dissertation, 100 S., 149 Lit., 5 Abb., 2 Anlagen

Referat (german abstract):
Das weltweite Bevölkerungswachstum und die fortschreitende Verstädterung führen zu einer Zunahme des Stadtverkehrs. Parallel dazu wirkt sich der Klimawandel negativ auf urbane Räume aus. Dadurch treten urbane Umweltbelastungen häufiger, länger und intensiver auf. Konsekutiv verstärken sich die negativen Auswirkungen multipler Umweltbelastungen wie Lärm, Feinstaub und Hitzebelastung auf die Stadtbewohner. Die Beobachtung und Analyse dieser Auswirkungen und die Umsetzung entsprechender Schutz- und Anpassungsmaßnahmen nehmen einen immer größeren Stellenwert in der umweltbezogenen Stadtforschung ein. Eine dafür notwendige Bestimmung der individuellen Exposition gegenüber urbanen Umweltbelastungen wird bisher jedoch vernachlässigt, da derzeitige Methoden auf stationären Messungen oder Modellierungen beruhen. Damit kann keine zufriedenstellende Bewertung einer individuellen Exposition erfolgen, welche durch die alltägliche Mobilität der Stadtbewohner zeitlich und räumlich variiert. Die Erhebung der individuellen Belastung ist jedoch sowohl für kurzfristige Anpassungsmaßnahmen relevant, als auch für langfristige Untersuchungen von umweltbedingten Gesundheitseffekten essentiell. Um dieses Problem zu lösen, wurden jedoch erst in den letzten Jahren empirische Methoden entwickelt.
Um zudem das Bewusstsein und die Anpassungsmotivation von exponierten Personen zu verstehen, muss nicht nur die objektive Expositionsintensität bekannt sein, sondern auch die subjektiv wahrgenommene Belastung. Smartphone-basierte Methoden ermöglichen die Integration beider Perspektiven.
In dieser Arbeit wird deshalb ein dynamischer Messansatz entwickelt, der anhand einer explorativen Studie mit Fahrradfahrern evaluiert wird. Daraus werden Implikationen für eine geographische Expositionsforschung abgeleitet.

Bibliographical description:

Ueberham, Maximilian

Dynamic assessment of multifactorial exposures to urban environmental stressors

Universität Leipzig, Dissertation, 100 pages, 149 cits., 5 figs., 2 att.

Referat (English Abstract):

Global population growth and urbanization are leading to an increase in urban traffic. At the same time, climate change is having a negative impact on urban areas. As a result, urban environmental stressors occur more frequently, longer and more intensively with citizens suffering from the intensified negative effects of multifactorial environmental stressors such as noise, particulate matter and heat stress. Consequently, the monitoring and analysis of these impacts and the implementation of appropriate protection and adaptation measures are becoming more important in urban environmental research. However, the urgently needed determination of individual exposure to urban environmental stressors has so far been neglected, since current methods are based on stationary measurements or statistical modeling. These methods are not suitable to assess individual exposure, which has temporal and spatial dynamics based on the everyday mobility of citizens. However, an individual exposure assessment is relevant for both short-term adaptation measures and the long-term studies of environmental health effects. To solve this problem, new empirical methods have just been developed in recent years.

To understand the awareness and the adaptation motivation of exposed citizens, it is not only the objective exposure intensity that should be known, but also the subjectively perceived exposure. Smartphone-based methods can be used to integrate both of these perspectives.

A methodological approach has been developed in this dissertation, which is evaluated by means of an explorative study using cyclists, enabling recommendations for geographical exposure research.

Danksagung

Ich danke meinem Betreuer Prof. Uwe Schlink, der mein Interesse für das Thema dieser Arbeit geweckt hat und mir jederzeit für Fragen und Diskussionen zur Seite stand. Zudem danke ich meiner Betreuerin Prof. Ulrike Weiland, die mich von Beginn an sehr konstruktiv begleitet hat.

Ermöglicht wurde diese Arbeit durch ein Stipendium der Deutschen Bundesstiftung Umwelt, deren Unterstützung und Netzwerk von großem Wert war.

Ganz herzlich möchte ich mich auch bei allen Kolleginnen und Kollegen des Departments Stadt- und Umweltsoziologie am UFZ Leipzig für die schöne Arbeitsatmosphäre bedanken. Besonders hervorzuheben ist dabei Prof. Sigrun Kabisch, deren Tür mir für Fragen und ausführliches Feedback immer offen stand.

Mein Dank gilt ebenso allen Unterstützern und Teilnehmern der empirischen Studie, ohne die diese Arbeit nicht möglich gewesen wäre.

Ganz besonders bedanke ich mich bei meiner Familie, meiner Frau Laura und meinem Sohn Gustav, die mein wichtigster Ausgleich und meine größte Motivationsstütze zugleich waren.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung VII

Abbildungsverzeichnis X

Abkürzungsverzeichnis XI

1 Einführung 1

1.1 Urbane Umweltbelastungen 1

1.1.1 Luftbelastung 2

1.1.2 Hitzebelastung 4

1.1.3 Lärmbelastung 5

1.2 Forschungsbedarf 6

1.3 Exposition im geographischen Kontext 7

1.3.1 Dynamische Erfassung multipler Expositionen 7

1.3.2 Umweltmesstechnik in der Mensch-Umweltforschung 9

2 Forschungsfragen 13

3 Methodische Aspekte 14

3.1 Sensortechnologie 14

3.2 Smartphone-Anwendung 15

3.3 Explorative Studie in Leipzig 16

4 Einzelpublikationen 18

4.1 Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements - A ranking study 19

4.2 Advanced smartphone-based sensing with open-source task automation 35

4.3 Cyclists multiple environmental urban exposures – comparing subjective and objective measurements 48

5 Synthese 65

5.1 Sensorauswahl 65

5.2 Exposition, Risikobewusstsein und Anpassung 65

5.3 Herausforderungen und Übertragbarkeit 66

5.4 Ausblick 67

6 Schlussfolgerungen 69
7 Literaturverzeichnis 70
8 Anhang 79
8.1 Fragebogen 79
8.2 Eigenanteil 88

Zusammenfassung

Bedingt durch das weltweite Bevölkerungswachstum und die fortschreitende Verstädterung nimmt der Verkehr in Städten zu. Parallel wirkt sich der Klimawandel negativ auf urbane Räume aus. Dadurch treten urbane Umweltbelastungen häufiger, länger und intensiver auf. Konsekutiv verstärken sich die negativen Auswirkungen multipler Umweltbelastungen wie Lärm, Feinstaub und Hitzebelastung auf die Stadtbewohner. Die Beobachtung und Analyse dieser Auswirkungen und die Umsetzung entsprechender Schutz- und Anpassungsmaßnahmen nehmen einen immer größeren Stellenwert in der umweltbezogenen Stadtforschung ein. Eine dafür notwendige Bestimmung der individuellen Exposition gegenüber urbanen Umweltbelastungen wird bisher jedoch vernachlässigt, da derzeitige Methoden auf stationären Messungen oder Modellierungen beruhen. Damit kann keine zufriedenstellende Bewertung einer individuellen Exposition erfolgen, welche durch die alltägliche Mobilität der Stadtbewohner zeitlich und räumlich variiert. Um dieses Problem zu lösen, wurden jedoch erst in den letzten Jahren empirische Methoden entwickelt.

Die Erhebung der individuellen Belastung ist sowohl für kurzfristige Anpassungsmaßnahmen relevant, als auch für langfristige Untersuchungen von umweltbedingten Gesundheitseffekten essentiell.

Um zudem das Bewusstsein und die Anpassungsmotivation von exponierten Personen zu verstehen, muss nicht nur die objektive Expositionsintensität bekannt sein, sondern auch die subjektiv wahrgenommene Belastung. Smartphone-basierte Methoden ermöglichen die Integration beider Perspektiven.

In dieser Arbeit wird deshalb dafür ein dynamischer Messansatz entwickelt, der anhand einer explorativen Studie mit Fahrradfahrern evaluiert wird. Daraus werden Implikationen für eine geographische Expositionsforschung abgeleitet. Die Arbeit orientiert sich an folgenden Fragestellungen:

1) Welche tragbaren Umweltsensoren eignen sich am besten für eine dynamische Analyse multipler individueller Expositionen?

2) Welche Möglichkeiten bieten Smartphone-basierte Messmethoden zur integrierten Messung multipler objektiver und subjektiver Expositionen?

3) Wie unterscheiden sich objektive und subjektive Expositionen in Bezug auf die multiplen Umweltbelastungen Lärm, Feinstaub und Hitze? Welche Rolle spielt dieses Verhältnis für Anpassungsmöglichkeiten an Umweltbelastungen und wie relevant ist dabei das Risikobewusstsein?

Die Ergebnisse der Dissertation lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- Die getesteten Umweltsensoren sind prinzipiell zur dynamischen Messung individueller Exposition geeignet. Dabei ist jedoch die Gesamt-Performance, bestehend aus Genauigkeit, Intervall, Reaktionszeit und einfacher Handhabung zur Messung multipler Umweltparameter essentiell für den erfolgreichen Einsatz in Studien mit Laien.
- Smartphone GPS-Sensoren sind am besten für eine genaue Positionierung von individuellen Expositionen in urbanen Räumen geeignet.
- Mit einer Smartphone-basierten Messmethodik lässt sich die objektive und subjektive Exposition zeitgleich integrieren.
- Die wahrgenommene und objektive Belastung durch Lärm und Feinstaub ist in der durchgeführten Studie signifikant verschieden. Über 80 % der Studienteilnehmer unterschätzt ihre Lärm- und Feinstaubbelastung. Für Temperatur wurden keine signifikanten Unterschiede gefunden.
- Die Fehleinschätzung der objektiven individuellen Exposition zeigt, dass Smartphone-basierte Messkampagnen einen Beitrag zur Bewusstseinsbildung leisten können. Die Art der Rückmeldung an Betroffene und entsprechende Handlungsempfehlungen müssen weiter untersucht werden.
- Wenn es die zeitlichen Rahmenbedingungen des Fahrradfahrers zulassen, kann durch eine Verhaltensprävention, in Form einer alternativen Wegewahl, die individuelle Exposition reduziert werden. Die Motivation dafür hängt jedoch auch vom Risikobewusstsein über die gesundheitsgefährdenden Parameter ab.

Die Dissertation beruht auf den nachfolgenden aufeinander aufbauenden Schriften in Erstautorenschaft. Der detaillierte Eigenanteil (vgl. Anhang) wurde in einer gesonderten Stellungnahme von den Co-Autoren bestätigt. Es sind keinen weiteren Zusammenarbeiten in die Dissertation eingeflossen.

Artikel 1: *Ueberham, M., Schlink, U. (2018). Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements – A ranking study. Environment International. 121 (1): 130-138.*

Artikel 2: *Ueberham, M., Schmidt, F., Schlink, U. (2018). Advanced Smartphone-Based Sensing with Open-Source Task Automation. sensors. 18 (8): 1-9.*

Artikel 3: *Ueberham, M., Schlink, U., Dijst, M., Weiland, U. (2019). Cyclists' Multiple Environmental Urban Exposures—Comparing Subjective and Objective Measurements. sustainability. 11 (5): 1-12.*

Betreuerin: Prof. Dr. Ulrike Weiland, Institut für Geographie, Universität Leipzig
Betreuer: Prof. Dr. Uwe Schlink, Department Stadt- und Umweltsoziologie, Helmholtz-Zentrum für Umweltforschung GmbH - UFZ

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Mensch-Umwelt-Technik Interaktionen (Sagl et al. 2015) 11
Abbildung 2: Passiver (links) und aktiver (rechts) Messansatz 11
Abbildung 3: Ansatzintegration 12
Abbildung 4: Methodik für Forschungsfragen 14
Abbildung 5: Studienplanung und Probandeneinschluss 16

Abkürzungsverzeichnis

BImSchG	Bundesimmissionsschutzgesetz
dB	Dezibel
DWD	Deutscher Wetterdienst
GIS	Geoinformationssystem
GPS	Positionsortung (engl.: Global Positioning System)
PM	Feinstaub (engl.: particulate matter)
PNC	Feinstaubpartikelanzahl (engl. particle number count)
SOP	Standardvorgehen (engl. Standard operating procedure)
WHO	Weltgesundheitsorganisation (engl. World Health Organization)

1 Einführung

1.1 Urbane Umweltbelastungen

Grundsätzlich sind Umweltbelastungen die Summe aller störenden Umweltfaktoren, welche die natürliche Umwelt beeinflussen oder verändern (Leser et al., 2005). In dieser Arbeit stehen drei Umweltfaktoren im Mittelpunkt, die sich insbesondere in urbanen Räumen in zunehmenden Maße häufen und intensivieren: Hitze, Feinstaub und Lärm (Nieuwenhuijsen und Khreis, 2018).

Da sich Städte zu der zentralen gesellschaftlichen Organisationsform des Zusammenlebens im 21. Jahrhundert entwickeln, ist eine Bewältigung urbaner Umweltbelastungen wichtiger denn je. Bis zum Jahr 2050 wird sich die Stadtbevölkerung weltweit auf voraussichtlich 6,5 Mrd. Menschen vergrößern (Kraas et al., 2016). In Deutschland wird erwartet, dass dann 70 bis 80 % der Bevölkerung in Stadtregionen wohnen werden (Schlicht, 2017). Neben der damit verbundenen Ausweitung sozialer Infrastruktur und urbaner Lebensstile resultieren daraus insbesondere baulich raumwirksame Verstädterungsprozesse, welche zu Nachverdichtungsprozessen führen. Gemäß dem planerischen Leitbild „Innenentwicklung vor Außenentwicklung“ (Galinski, 2013) sind Städte angehalten, zuerst vorhandene Frei- und Brachflächen im Stadtgebiet zur Nutzung zu entwickeln, bevor ein Stadtwachstum nach außen durch Neubebauung erfolgen darf. Im Zuge der Nachverdichtung werden dadurch meist Grünflächen reduziert und Gebäudeflächen maximiert, womit häufig negative Auswirkungen auf das Stadtklima und die Luftqualität verbunden sind (Abhijith et al., 2017). Das Bevölkerungswachstum trägt weiterhin dazu bei, dass durch Verkehr und Industrie Emissionen von Abgasen, Feinstaub und Lärm zunehmen (Weiland, 2014, Nieuwenhuijsen, 2016). Parallel dazu treten bedingt durch den Klimawandel gehäuft Umweltereignisse auf, die in ihrer Intensität ein zusätzliches Risiko für die Stadtbewohner darstellen. Besonders relevant ist die prognostizierte Häufung von Trockenheit, Hitzetagen und der damit assoziierte sommerliche Wärmeinseleffekt (Birkmann et al., 2013, Weiland, 2015).

Wenn schädliche Einflüsse auf Menschen treffen bzw. einwirken, spricht man von Exposition (Lioy et al., 2005). Die Umweltexposition ist damit die Gesamtheit der Umwelteinflüsse, denen ein Mensch ausgesetzt ist (Bundesamt für Strahlenschutz, 2019). Sie kann gegenüber physikalischen, chemischen oder biologischen Einwirkungen bestehen und steht am Ende der Wirkungskette von Ausstoß bzw. Abgabe (Emission), Transport (Transmission) und Einwirkung einer Konzentration an einem Ort auf die Umwelt (Immission) (Spangl et al., 2006). Hier wird bereits deutlich, dass die Exposition einen individuellen Parameter darstellt,

der vom Verhalten, Ort und Lebensstil einer Person abhängig ist (Lioy et al., 2005). In Kapitel 1.3 wird dieses Thema weiter ausgeführt. Da die meisten Untersuchungen negative gesundheitliche Assoziationen mit der Exposition durch Lärm, Hitze und Feinstaub nachweisen, ist eine möglichst genaue Expositionsbestimmung notwendig.

Hierzu gehört die Analyse der Exposition in zeitlicher und räumlicher Variation, um Intensität und Dauer urbaner Umweltbelastungen zu bestimmen. Daraus resultierend können dann Möglichkeiten der Vermeidung und Anpassung an ebendiese diskutiert werden (Austen, 2015).

Die Definition macht deutlich, dass Exposition multifaktoriell zusammengesetzt ist; so bilden Luftschadstoff- und Lärmimmissionen sowie Hitzebelastungen in Städten Mehrfachbelastungen, die sich zwar bereits einzeln, aber im Besonderen in Kombination negativ auf die Gesundheit auswirken und maßgeblich die individuelle urbane Lebensqualität beeinflussen (Salomon et al., 2018, Kühling, 2012, Krefis et al., 2018). Trotz dieser Erkenntnisse existieren bisher wenige Untersuchungen, welche methodisch eine multifaktorielle Expositionsanalyse verfolgt haben.

Im Folgenden wird für die in dieser Arbeit relevanten Umweltbelastungen der aktuelle Forschungsstand skizziert.

1.1.1 Luftbelastung

Verkehr, Industrie und Landwirtschaft sind die Hauptquellen für Luftbelastungen in Städten (Umweltbundesamt, 2019). Luftverschmutzung stellt eine immense Gesundheitsbelastung dar, auch wenn in den letzten Jahrzehnten durch Gesetze für Grenzwerte, Umweltzonen und technische Nachbehandlung ein Großteil, besonders industriell emittierter toxischer Stoffe, reduziert worden ist (Umweltbundesamt, 2019). Die relevantesten Luftschadstoffe sind Stickoxide, Schwefeldioxid, Ammoniak, Ozon, Ruß und Feinstaub. Insbesondere um den für diese Arbeit relevanten verkehrsbedingt erzeugten Feinstaub (particulate matter, PM) gibt es einen aktiven Diskurs hinsichtlich weiterer notwendiger Reduktionsmaßnahmen. Feinstaub kann in Abhängigkeit von seiner Größe tief in den Organismus eindringen. Dabei wird überwiegend zwischen den Größenklassen PM10 (< 10µm) und PM2.5 (< 2.5µm) unterschieden. PM10 kann beim Menschen bis in die Nasenhöhle gelangen, PM2.5 bis in die Bronchien und Lungenbläschen. Eine umfassende Studie zu Todesfällen durch Feinstaubexposition schätzt, dass in Deutschland 154 von 100.000 Einwohner frühzeitig an den Folgen durch Feinstaubbelastung sterben (Lelieveld et al., 2019). Auch wenn bisher kein direkter kausaler Zusammenhang zwischen der Feinstaubbelastung im städtischen Alltag und

Gesundheitsfolgen nachgewiesen wurde, so belegen doch zahlreiche Studien die Assoziation zwischen Feinstaubexposition und einer erhöhten Wahrscheinlichkeit für Erkrankungen des Herz-Kreislauf-Systems oder der Atemwege (Landrigan et al., 2017). Dabei sind sowohl niedrige langanhaltende, als auch hohe kurzzeitige Expositionen gegenüber Feinstaub schädlich für die Gesundheit (Kohlhuber et al., 2012). Das Umweltbundesamt beziffert zudem die volkswirtschaftlichen Kosten durch vorzeitige Sterbefälle in Deutschland im Durchschnitt auf jährlich 153 Milliarden EUR (Kallweit und Bünger, 2015).

Um die Belastung durch Feinstaub und anderen Luftschadstoffen auf den Menschen zu begrenzen, gibt die Europäische Kommission mit einer Richtlinie (RL 2008/50/EG) bzw. Deutschland mit dem Bundesimmissionsschutzgesetz (BImSchG) einen rechtlichen Rahmen vor. Entsprechend sind Grenzwerte festgelegt, die europaweit seit Januar 2015 verbindlich sind. Der Tagesgrenzwert beträgt für die Feinstaubfraktion PM10 (< 10µm) 50µg/m^3 und darf an maximal 35 Tagen im Jahr überschritten werden. Der Jahresmittelwert für PM2.5 (< 2,5 µm) liegt hingegen bei 25 µg/m^3.

Zur Überwachung der Grenzwerte sind entsprechende Messstellen notwendig, die es z.B. in Leipzig an drei Standorten gibt (Anhalt et al., 2018). Problematisch ist, dass sich die Quelle von Feinstaub konkret schwer bestimmen lässt. Durch Transmission, also den luftgetragenen Transport und zusätzliche Neubildung von Partikeln in der Atmosphäre, ist eine räumliche Quellenzuordnung schwer möglich. Untersuchungen zeigen deshalb auch, dass Messstationen nur bis zu einem gewissen Entfernungsradius repräsentative Konzentrationen für den Standort der Messung ermitteln (Kracht et al., 2017). Zudem werden messtechnisch bedingt Tagesmittelwerte gemessen, sodass kurzfristige Schwankungen nicht erfasst werden können.

In Anbetracht dieser Gegebenheiten ist es nicht möglich, räumlich und zeitlich höher aufgelöste Aussagen über Expositionen zu liefern. Für die Bestimmung einer individuellen Exposition sind stationäre Messstellen deshalb ungeeignet. Die wahrgenommene Belastung von Feinstaub wird offiziell nicht erfasst, sondern nur sporadisch von wenigen Kommunen in Bürgerumfragen wohnortbezogen erhoben (Schultz, 2017). Die subjektive Exposition durch Feinstaub wurde bisher nur vereinzelt in Studien untersucht (Ramírez et al., 2017, Guo et al., 2016).

1.1.2 Hitzebelastung

Städte sind aufgrund eigener klimatischer Verhältnisse durch hohe Flächenversiegelung, hohen Energieverbrauch und dichte Bebauung stärker von Klimaschwankungen betroffen, als das Umland (Birkmann et al., 2013). Es wird davon ausgegangen, dass urbane Gebiete in Zukunft häufiger, intensiver und länger von Hitzewellen und Überwärmung betroffen sein werden (Goldbach und Kuttler, 2013). Der sogenannte urbane Wärmeinseleffekt kann dabei zu Temperaturunterschieden von bis zu 10 °C zwischen Stadt und Umland, aber auch zwischen bebauten und begrünten Flächen innerhalb einer Stadt führen (Wetterdienst, 2016).

Für die Gesundheitseffekte durch Hitze gibt es zahlreiche Untersuchungen, die eindeutig nachweisen, dass die allgemeine Leistungsfähigkeit von exponierten Menschen unter Hitzebelastung nachlässt (Arbuthnott und Hajat, 2017, Guo et al., 2014). Insbesondere ältere Personen sind zudem objektiv betrachtet anfälliger für z.B. Herzkreislaufbeschwerden, welche durch Hitzestress ausgelöst oder verstärkt werden können (Crandall und Wilson, 2015).

Einen heißen Tag definiert der Deutsche Wetterdienst als klimatologischen Kenntag mit einer maximalen Temperatur von über 30 °C, ein Tag mit über 25 °C wird als Sommertag bezeichnet (Wetterdienst, 2019). Der DWD übernimmt als Bundesbehörde mit einem deutschlandweiten Messnetz von Wetterstationen unter anderem die objektive Temperaturmessung (Wetterdienst, 2016). Allerdings relativiert sich die Zahl auf kommunaler Ebene deutlich; in Leipzig existieren nur 2 Messstationen. Ein dichteres Netz an stationären Messungen hat sich inzwischen durch öffentlich zugängliche Sensoren etabliert, die in allen größeren Städten von Laien betriebene Wetterstationen internetbasiert in einem Netzwerk zusammenführen. Damit verbessern sich die Möglichkeiten, kleinräumige Temperaturunterschiede zu untersuchen (Meier et al., 2017).

Für eine umfassende Bewertung von Hitzeexposition auf individueller Ebene, ist neben der objektiven Belastung die subjektive Hitzeempfindung ein wichtiger Aspekt (Großmann et al., 2017). Dafür ist es notwendig, die subjektive Hitzebelastung als Analysefaktor einzubeziehen, welcher ebenso in Abhängigkeit der individuellen raum-zeitlichen Bedingungen stark variieren kann (Kuras et al., 2015, Bernhard et al., 2015). Befragungen haben bereits gezeigt, dass die empfundene Belastung durch Hitze zwar nicht altersabhängig ist, jedoch ältere Menschen sich durch einen flexibleren Tagesablauf sogar besser an Hitze anpassen können, als berufstätige Personen (Fuller und Bulkeley, 2013, Wittenberg, 2011).

Die bisherigen Studien beziehen sich jedoch überwiegend auf wohnort-basierte Erhebungen subjektiver Hitzebelastungen. Dadurch fehlt es an räumlichen empirischen Daten zu individuellen Hitzeexpositionen (Großmann et al., 2017, Kuras et al., 2017).

1.1.3 Lärmbelastung

Kraftfahrzeuge, Schienenverkehr, Flugverkehr und Industrie sind die Hautquellen für Lärmbelastung in Deutschland (Babisch et al., 2007). Nach einer Umfrage des Umweltbundesamtes fühlten sich 75% der Befragten von mindestens 2 Lärmquellen in ihrem Alltag gestört oder belästigt (Benthin und Gellrich, 2016).

Lärmbelastung zu bewerten ist jedoch sehr komplex, da ein bestimmter gemessener Schallpegel sehr subjektiv wahrgenommen und bewertet werden kann. Objektiv geht es jedoch um die Frequenz und Intensität des Schalls in Dezibel (dB). Da das menschliche Gehör nicht für alle Tonfrequenzen gleich empfindlich ist, wurde eine Frequenzanpassung eingeführt, die sogenannte A-Frequenzbewertung (dBA) (Stroh und Gerke, 2017).

Die Assoziationen zwischen Lärmeinwirkung und gesundheitlichen Auswirkungen sind umfassend untersucht und nachgewiesen worden (van Kempen und Babisch, 2012). Hauptsächlich Herzerkrankungen, Schlaf- und Konzentrationsstörungen können als Folgen von Lärmbelastung auftreten (Monrad et al., 2017, Babisch, 2014, Munzel et al., 2014), jedoch wurde auch Demenz und Diabetes mit Lärm assoziiert (Recio et al., 2016, Bunz und Wothge, 2016). Die WHO schätzt, dass allein in Westeuropa jährlich über eine Million gesunde Lebensjahre durch lärmbedingte Krankheiten verloren gehen (WHO, 2018).

Deshalb besteht Konsens darüber, dass die gegenwärtigen Richtlinien und Grenzwerte einer gesundheitsschützenden Stadtplanung noch nicht gerecht werden, da ein zu großer Teil der Stadtbevölkerung sowohl nachts, als auch tagsüber grenzwertüberschreitenden Pegeln ausgesetzt ist (Salomon et al., 2018, von Szombathely et al., 2018).

Die Richtlinien für Lärm in Europa beruhen auf der EU-Umgebungslärmrichtlinie bzw. in Deutschland auf dem BImSchG, welches auch die Erstellung und Überprüfung von Lärmaktionsplänen und eine kartographische Lärmmodellierung aller 5 Jahre vorgibt (Weber und Dohmen, 2013). Diese Lärmkarten beruhen auf physikalisch-mathematischen Annahmen der Schallausbreitung verschiedener Lärmquellen und generieren gemittelte Tages- bzw. Nachtpegel. Damit können wiederum keine raum-zeitlich höher aufgelösten Aussagen und Schlussfolgerungen über die individuelle Exposition getroffen werden.

Das subjektive Lärmempfinden haben bereits Studien mit unterschiedlichen Methoden untersucht. Dabei dominieren wiederum wohnort-basierte Ansätze mit Befragungen oder standortbezogene Interviews (von Szombathely et al., 2018, Verbeek, 2018, Aletta et al., 2018). Darin zeigten sich Unterschiede in der Wahrnehmung sowohl nach soziodemographischen Faktoren, als auch zwischen unterschiedlich bebauten und begrünten Quartieren.

1.2 Forschungsbedarf

Die Ausführungen über die jeweiligen relevanten Umweltparameter in dieser Arbeit zeigen, dass entsprechend der Gesetzgebung und Richtlinien in der bisherigen Praxis zur Messung von Umweltbelastungen ein stationäres, bzw. modellbasiertes Konzept zur Berechnung und Abschätzung von Immissionen dominiert. Diese Methode wird einer administrativen Planungskultur gerecht, die letztlich angehalten ist, rechtliche Vorgaben und Grenzwerte einzuhalten und Risikobewertungen von städtebaulichen Veränderungen vorzunehmen. So werden unter anderem in Umweltprüfverfahren die Schutzgüter Mensch, Luft und Klima untersucht und entsprechend stationär gemessene und simulierte Parameter von Umweltbelastungen einbezogen (BMU, 2019).

Neben dem Umweltschutz und der Vermeidung von Umweltbelastungen, spielt aber zunehmend die Anpassung an bestehende Umweltbelastungen im wissenschaftlichen Diskurs und in gesellschaftspolitischen Diskussionen eine wichtige Rolle (Kraas et al., 2016). Hierfür gibt es zwei Optionen, die sich am gesundheitlichen Präventionsgedanken orientieren. Einerseits lassen sich die räumlichen Verhältnisse anpassen, die einen Einfluss auf die Umweltbelastung haben. So kann eine nachhaltig gebaute Umwelt das Mikroklima regulieren, Lärm mindern oder eine hohe Luftqualität begünstigen, wenn z.B. Wert auf Grünflächen, Wasserflächen und offene Bebauung gelegt wird (Nieuwenhuijsen und Khreis, 2018).

Andererseits kann Anpassung auch verhaltensorientiert erfolgen, wenn Personen sich z.B. bewusst im Alltag für Veränderungen im Mobilitätsverhalten entscheiden. Dies setzt jedoch Problembewusstsein, Motivation und Kenntnis von Handlungsalternativen voraus (Hunecke, 2015). Insbesondere für eine verhaltensorientierte Anpassung ist es wichtig, die individuelle Exposition erfassen und bewerten zu können.

Dahinter steht unter anderem die Annahme, dass der geographische Aktionsraum einer Person die individuelle Exposition formt und letztlich den Gesundheitszustand einer Person mit beeinflusst (Perchoux et al., 2016, Kestens et al., 2018, de Nazelle et al., 2013, Richardson, 2013).

Die individuelle Exposition im geographischen Kontext ist jedoch bisher wenig untersucht und steht deshalb als Forschungsgegenstand im Zentrum dieser Arbeit.

1.3 Exposition im geographischen Kontext

1.3.1 Dynamische Erfassung multipler Expositionen

Die bisher beschriebenen Methoden und Regularien zur Messung der Umweltparameter Lärm, Feinstaub und Temperatur in der Praxis sind nur Annahmen über die tatsächliche Exposition des Menschen. Individuelle mobile Messungen sind bisher nicht Teil behördlicher Messpflichten. Jedoch können zusätzliche mobile Messungen im komplexen Stadtgefüge nachweislich zu einer umfassenderen Beurteilung der personenbezogenen Exposition beitragen (Loh et al., 2017, Kohlhuber et al., 2012). Daher entwickeln sich in den letzten Jahren im Bereich der Expositionsforschung neue Konzepte, die sich mit der Bestimmung individueller Belastung durch Umweltstressoren beschäftigen (Asimina et al., 2018, Chaix, 2018). In der Umweltepidemiologie, die sich mit der Verteilung umweltbezogener Erkrankungen beschäftigt, sind Expositionsmessungen zwar schon lange fester methodischer Bestandteil, jedoch werden räumliche Einflussfaktoren hierbei nur als stationäre Parameter (z.B. Wohn- oder Arbeitsort) einbezogen. Dabei wurde meist untersucht, welchen Einfluss die Wohn- oder Arbeitsumgebung auf die Exposition gegenüber bestimmten Umweltparametern hat (Tonne et al., 2017). Neben der Innenraumexposition wurde der Wohnort mit einem gewissen Pufferbereich als Expositionseinflussbereich auf die jeweilige Person angenommen. Kritik an diesem stationären Ansatz, der eine dynamische individuelle Mobilität nicht berücksichtigt, besteht jedoch schon seit mehreren Jahren (Kwan, 2009, Perchoux et al., 2013, Steinle et al., 2013).

Die ersten konzeptionellen Ansätze für individuelle Expositionsmessungen wurden in den USA in den Jahren 2006 - 2009 publiziert. Mit dem Thema „participatory sensing“ wurde dabei stärker auf personenzentrierte Messmethoden verwiesen, die entweder aktiv oder passiv auf die Initiative und das Interesse der Stadtbewohner setzen (Burke et al., 2006, Kwan, 2009, Olaru und Powell, 2008, Adams et al., 2009). Aufbauend auf dem Eigeninteresse von Laien, die persönliche Exposition zu messen, prägte sich unter anderem der Begriff „citizens as sensors“ (Goodchild, 2007). Zu dieser Zeit erlangten die ersten Smartphones mit integrierter GPS-Ortungstechnik (global positioning system) Marktreife und generierten damit neue Möglichkeiten in der Erfassung raumbezogener Informationen und Aktionen (Zandbergen, 2009). In den nachfolgenden Jahren haben sich GPS-basierte Methoden jedoch hauptsächlich in der Mobilitätsforschung etabliert (Shen und Stopher, 2014, del Rosario et al., 2015). Auch

die Analyse von Bewegungsdaten durch agentenbasierte Modelle in Kombination mit modellierten Expositionskarten ist dabei ein Ansatz, der bereits zu neuen Erkenntnissen über Expositionsbelastungen geführt hat (Schlink und Ragas, 2011, Yang et al., 2018).

Den wesentlichen Anstoß, stärker mit mobilen Methoden in der Expositionsforschung zu arbeiten, brachte der technologische Fortschritt und die damit verbundenen neuen Möglichkeiten geographischer Analysen mit sich (Richardson, 2013, Campbell et al., 2008). Die Positionsbestimmung per GPS wurde zur Standardausstattung in Smartphones und neue kleine tragbare Umweltmesstechnik ermöglichte mobile Messungen (Snyder et al., 2013, del Rosario et al., 2015). Damit war in erster Linie eine Neuorientierung mit Blick auf das einzelne Individuum zusätzlich zu wohnortbasierten Analysen möglich (Kwan, 2009, Perchoux et al., 2013, Kuras et al., 2017). Dabei wurde aber den bisherigen Ansätzen zur Expositionsbestimmung nicht ihr Wert abgesprochen, vielmehr sollen mobile Messansätze als Ergänzung zu stationären Methoden dienen und neue Erkenntnisse über eine dynamische Exposition ermöglichen (Lioy und Smith, 2013).

Eine zusätzliche Neuerung, die auch in dieser Arbeit verfolgt wird, ist die Analyse mehrerer Umweltbelastungen zur gleichen Zeit, denn es gibt bisher nur überwiegend Erkenntnisse über die singuläre Exposition durch Hitze (Schlink et al., 2014, Kuras et al., 2017, Bernhard et al., 2015), Lärm (Aletta et al., 2018, Kraus et al., 2015) und Feinstaub (Mila et al., 2018, Dons et al., 2017). Vereinzelte Studien haben auch schon auf individueller Ebene zwei Umweltparameter zugleich untersucht (Vlachokostas et al., 2012, Okokon et al., 2017, Apparicio et al., 2016).

Der Ansatz, multiple Expositionen mit mobiler Sensorik zu messen, trägt zu einem Teilaspekt des sogenannten Exposoms bei (van Tongeren und Cherrie, 2012).

Das Exposom-Konzept beschreibt die Gesamtheit aller nicht-genetischen Faktoren, denen ein Mensch in seinem Leben aktiv und passiv ausgesetzt ist (Wild, 2012). Unterschieden wird das externe (umweltbezogene) und interne (körperbezogene) Exposom (Rappaport und Smith, 2010). Zu letzterem zählen alle Schadstoffe, die in den Körperkreislauf gelangen können, also neben den hier behandelten Umweltbelastungen auch unzählige Umweltchemikalien, für die es zum Teil noch gar keine individuellen Messmethoden gibt. Das Konzept geht damit einen Schritt weiter und untersucht Dosis-Wirkungs-Beziehungen von Schadstoffen auf die Gesundheit (Escher et al., 2017). Dynamische Messansätze mit tragbaren Sensoren werden in Zukunft in Form eines human-biomonitoring dafür einen wichtigen Beitrag liefern (Cernansky, 2017, Loh et al., 2017, Nieuwenhuijsen et al., 2014). Das Exposom schlägt damit auch eine Brücke zwischen einer geographischen Expositionsforschung und den

Gesundheitswissenschaften (Huck et al., 2017). Präzisiert auf den Kontext der Stadt, wurde zudem der Begriff urbanes Exposom eingeführt (Andrianou und Makris, 2018).

1.3.2 Umweltmesstechnik in der Mensch-Umweltforschung

Die Entwicklung kleiner, portabler Umweltmesstechnik hat sich durch neue technische Verfahren in der Erfassung, Speicherung und Verarbeitung von Umweltparametern schnell weiterentwickelt. Dabei ist die Erfassung von Temperatur mittels elektrischer Widerstände und von Lärm mit Kondensatormikrofonen schon seit längerem mit kleiner, portabler Technik möglich. Jedoch haben sich die Optionen in der Kopplung an Smartphones mittels Bluetooth-Kommunikation erst in den letzten Jahren etabliert. Dadurch ist eine schnelle und automatisierte Datenverarbeitung und Kombination mit anderen Sensoren vereinfacht worden. Für Feinstaub hingegen gab es lange Zeit nur unhandliche und schwere tragbare Messgeräte, die auf gravimetrischen Verfahren beruhten und nicht für den Einsatz mit Laien geeignet waren (Amaral et al., 2015). Optische Messverfahren zur Bestimmung der Feinstaubkonzentration können durch weniger Platzbedarf deutlich kleiner und leichter gebaut werden.

Grundsätzlich eignet sich damit Umweltmesstechnik zur Analyse individueller räumlicher Expositionen gegenüber Hitze, Lärm und Feinstaub (Morawska et al., 2018, Donaire-Gonzalez et al., 2019). Dabei gibt es jedoch in Studien, die tragbare Sensoren verwendet haben, große Unterschiede hinsichtlich Einsatzzweck und methodischem Vorgehen.

Frühe Ansätze nutzten mobile Messtechnik, ohne einen expliziten Bezug zur Person herzustellen. Entlang bestimmter Routen wurden an verschiedenen Messpunkten Konzentrationen gemessen und als Grundlage für Modellberechnungen und Interpolationen genutzt (Birmili et al., 2013, de Nazelle et al., 2013, Zwack et al., 2011).

In den nachfolgenden Jahren ging man stärker dazu über, die geographische Komponente individueller Exposition einzubeziehen. Der Begriff „microenvironments“ wurde dabei häufiger verwendet, um unterschiedliche räumliche Expositionsprofile zu charakterisieren (Bekö et al., 2015, Spinazze et al., 2015, Yang et al., 2015, Kraus et al., 2015). Im Fokus der Studien standen überwiegend einzelne Umweltfaktoren, die in Kombination mit GPS-Daten erfasst wurden.

In den letzten Jahren haben sich vermehrt Vergleichsstudien damit beschäftigt, die Performance und Genauigkeit der inzwischen zahlreich vorhandenen günstigen Umweltsensoren zu testen, da deren Messqualität häufig hinterfragt wird (Castell et al., 2017,

Fishbain et al., 2017, Hansson und Roulston, 2017). Jedoch lag auch hier der Fokus auf einzelnen objektiven Umweltparametern.

Erst in den letzten Jahren ist das Interesse für Smartphone-basierte Expositionsmessungen gestiegen. Eine Innovation ist die Kopplung verschiedener Sensoren zur Messung multipler Parameter (Cornet und Holden, 2018, Haddad und de Nazelle, 2018, Andersson et al., 2018, Harari et al., 2017a). Durch die relativ einfache Handhabung Smartphone-basierter Messmethoden, ist es nun möglich, Laien aktiv in die Datenerhebung einzubinden. Dieser Umstand führte auch zu einem Attraktivitätsgewinn der Methodik in den Sozialwissenschaften, mobile Messmethoden für qualitative Fragestellungen zu nutzen (Khoi und Casteleyn, 2018, Oltra und Sala, 2018, Hubbell et al., 2018).

Damit wird deutlich, dass die individuelle Expositionsforschung sich hin zu stark interdisziplinären Anwendungskontexten entwickelt. Neben ingenieurswissenschaftlichen, gesundheitswissenschaftlichen, naturwissenschaftlichen und sozialwissenschaftlichen Akteuren, die in diesem Forschungsgebiet aktiv sind, haben vor allem geographische und geoinformatische Fragestellungen einen hohen Stellenwert, da sie in besonderem Maße Schnittstellenaspekte bedienen (Sagl et al., 2015, Sharp et al., 2015, Kestens et al., 2017). Dabei geht es in Anlehnung an eine Grafik von Sagl et al. um Fragen wie (vgl. Abb. 1):

Welchen Einfluss haben mobile Technologien und deren Ergebnisse auf den Menschen und dessen Verhalten oder Wahrnehmung und welche Erwartungen werden an die Technik gestellt (Mensch-Technik-Interaktion)?

Wie können sich mobile Sensorik, Geoinformatik und Modellsimulationen ergänzen, um ein möglichst umfassendes räumliches Abbild von Umweltbelastungen zu erhalten und entsprechende Anpassungsoptionen zu empfehlen (Umwelt-Technik-Interaktion)?

Welche Auswirkungen haben Umweltbelastungen auf die menschliche Gesundheit und wie kann der Mensch sich daran anpassen oder davor schützen (Mensch-Umwelt-Interaktion)?

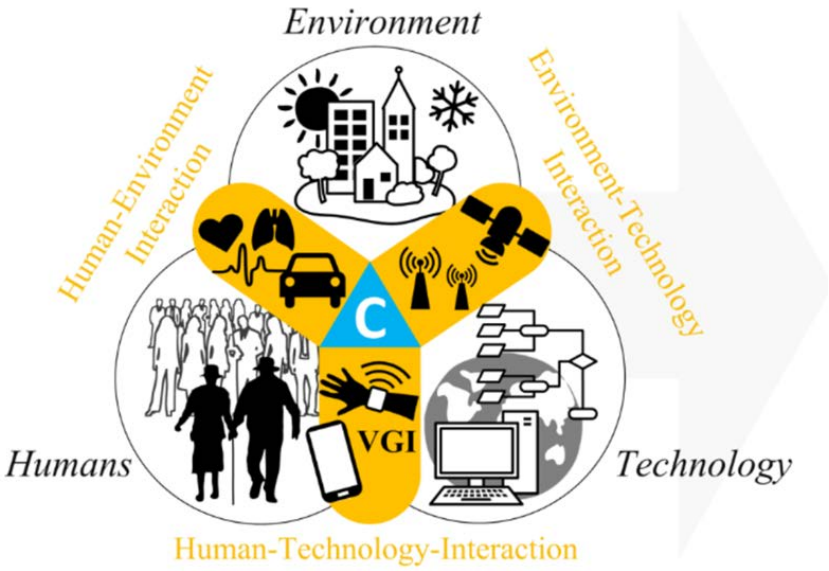


Abbildung 1: Mensch-Umwelt-Technik Interaktionen (Sagl et al. 2015)

Im Zentrum dieser Schnittstellen steht die individuelle kontextspezifische Exposition (C), die sich aus Messtechnologie, Umweltbedingungen und menschlichem Verhalten zusammensetzt (Sagl et al., 2015, Chaix et al., 2013). Das Modell verdeutlicht dabei einen aktiven und passiven Ansatz von Expositionsanalysen, die für das Verständnis dieser Arbeit eine zentrale Rolle spielen (vgl. Abb. 2).

Beim passiven Ansatz dokumentiert die Technologie als Sensor passiv die objektive Umweltbelastung der Person. Beim aktiven Ansatz dokumentiert die Person als Sensor aktiv die subjektive Umweltbelastung mittels der Technologie.

Abbildung 2: Passiver (links) und aktiver (rechts) Messansatz

Der passive Ansatz war bislang Hintergrund der meisten Expositionsstudien. Mit dem aktiven und bisher weitaus weniger betrachteten Ansatz wird eine neue subjektive Bewertungsebene von Umweltbelastungen geschaffen. Dabei ist die Integration beider Ansätze eine wichtige Bedingung für ein umfassenderes Verständnis von individueller Exposition. Die Messtechnik ist dafür das integrierende Element (vgl. Abb.3).

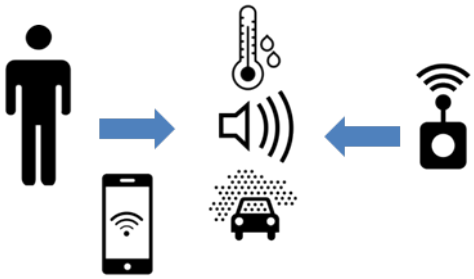


Abbildung 3: Ansatzintegration

Die Integration von beiden Ansätzen wird einerseits durch transdisziplinäre Forschungsprojekte aber auch durch freiwillige gesellschaftliche Initiativen vorangetrieben (Jiang et al., 2018, Land-Zandstra et al., 2016, Jovasevic-Stojanovic et al., 2015). Jedoch fehlen Studien, die den Ansatz auch auf multiple Exposition beziehen. Die damit verbundene aktive Beteiligung von Laien sensibilisiert für die individuelle Exposition, schafft Bewusstsein und resultiert im besten Fall in Anpassungsmaßnahmen (Ramirez-Andreotta et al., 2016, Liu et al., 2015, Brody et al., 2014, Jerrett et al., 2017). Mobile Umweltmesstechnik sollte dafür gewisse Kriterien erfüllen, welche die Anwendung möglichst unkompliziert für Laien gestaltet.

2 Forschungsfragen

In der Einführung wurde basierend auf der Problemstellung und dem Forschungsstand skizziert, dass ein umfassenderes Verständnis über individuelle Expositionen notwendig ist, um besser mit Umweltbelastungen umgehen zu können. Hierfür ist eine **individuelle, dynamische** sowie **objektive und subjektive** Erfassung von **multiplen** Umweltbelastungen notwendig.

Inzwischen gibt es zahlreiche tragbare Sensoren, die sich prinzipiell zur dynamischen Erfassung individueller Expositionen eignen. Jedoch mangelt es bisher an Untersuchungen über die Eignung der Geräte für empirische Studien mit Laien. Explorative Messkampagnen sind mit einem dynamischen Ansatz zur Messung multipler Exposition unter Alltagsbedingungen von Stadtbewohnern nicht zu finden. Aus diesem Bedarf leiten sich die Forschungsfragen (F) der Dissertation ab:

F1) Welche tragbaren Umweltsensoren eignen sich am besten für eine dynamische Analyse multipler individueller Expositionen? (Artikel 1)

F2) Welche Möglichkeiten bieten Smartphone-basierte Messmethoden zur integrierten Messung multipler objektiver und subjektiver Expositionen? (Artikel 2)

F3) Wie unterscheiden sich objektive und subjektive Expositionen in Bezug auf die multiplen Umweltbelastungen Lärm, Feinstaub und Hitze? Welche Rolle spielt dieses Verhältnis für Anpassungsmöglichkeiten an Umweltbelastungen und wie relevant ist dabei das Risikobewusstsein? (Artikel 3)

3 Methodische Aspekte

Die objektive und subjektive Sichtweise auf die individuelle Exposition bedingt die Wahl eines Mixed-Method-Ansatzes, der natur- und sozialwissenschaftliche Methoden kombiniert (vgl. Abb 4). Im ersten Schritt wurde bewertet, welche tragbaren Sensoren am besten für den Einsatz in einer Studie über multiple Expositionen geeignet sind. Grundlage dafür war ein Vergleich der Sensoren hinsichtlich Messqualität und Handhabung (F1) sowie die Gestaltung einer Smartphone-Anwendung (F2), womit sich objektive Messungen und subjektive Wahrnehmung räumlich und zeitlich synchronisiert erfassen lassen. Im Zentrum der Arbeit steht zur Beantwortung der Forschungsfrage 3 eine umfangreiche explorative Studie mit Fahrradfahrern, welche mittels tragbarer Sensoren ihre eigene multiple Exposition gegenüber Lärm, Hitze und Feinstaub gemessen haben (F3).

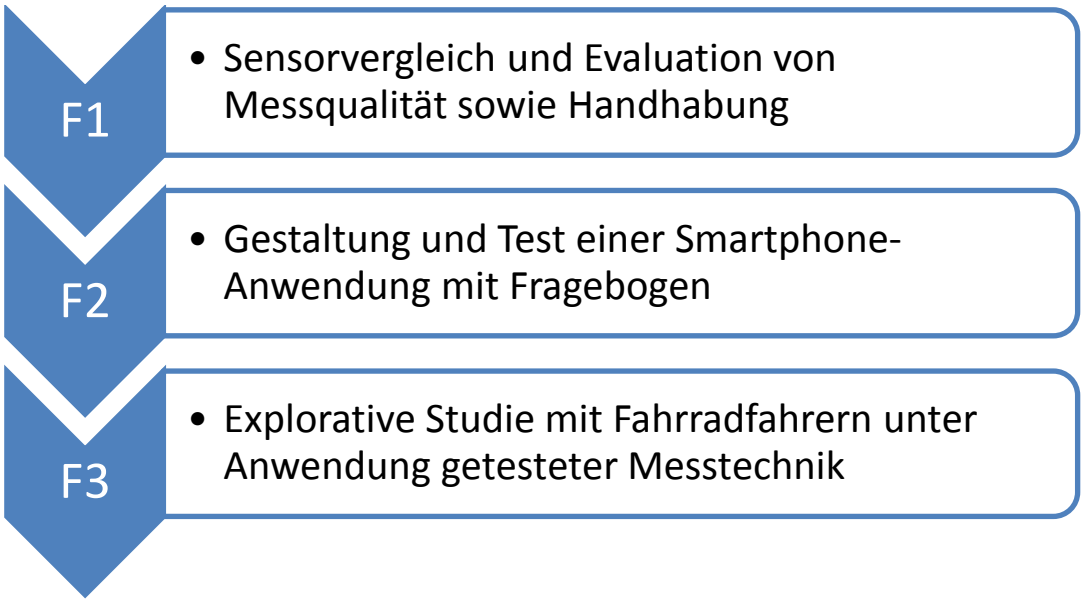


Abbildung 4: Methodik für Forschungsfragen

3.1 Sensortechnologie

Um die multiple individuelle Exposition dynamisch verlässlich messen zu können, musste für die explorative Studie eine Auswahl an Sensoren getroffen werden, die bestimmten Qualitätskriterien genügen. Anhand einer Recherche von marktverfügbaren Sensoren und Studien, die bereits einzelne Geräte verwendet hatten, wurden zuvor Grundeigenschaften definiert, die ein Sensor aufweisen muss. Dazu gehörten ein geringes Gewicht (< 500g), Akkubetrieb, lokale Datenspeicherung und eine Betriebsdauer sowie Speicherplatz für mind.

8 Stunden, um einen Personenalltag mit höchster Mobilität abdecken zu können. Notwendig waren neben GPS-Geräten für die Positionsbestimmung auch Feinstaubsensoren, Temperatur- und Luftfeuchtesensoren sowie Lärmsensoren. Die ausgewählten Geräte wurden dann mit kalibrierten etablierten Referenzgeräten verglichen (Artikel 1). Im Fall von Temperatur (°C), relativer Luftfeuchte (%) und Lärm (dBA) wurden die gleichen Messeinheiten wie bei offiziellen stationären Messungen erfasst. Die verwendeten Feinstaubgeräte messen allerdings im Gegensatz zu offiziellen stationären Geräten keine Massenkonzentrationen im Filterverfahren, sondern es wird mit einer optischen Messmethode, die Partikelanzahl pro Luftvolumen bestimmt (PNC, particle number counts). Diese Methode bietet eine schnelle Reaktionszeit und erlaubt eine zeitlich höher aufgelöste Messung bei kompakterer Gerätegröße (Amaral et al., 2015).

Die Bewertung der Messgeräte erfolgte nach verschiedenen statistischen Performance-Parametern (engl.: performance) mit Messungen im Innen- und Außenbereich sowie mit ausgewählten Kriterien, die die Handhabung betreffen. Für die Bewertung der GPS-Performance wurden GIS-basierte Abweichungen von der tatsächlichen Messroute durchgeführt. Zur abschließenden Bewertung wurde ein Performance-Ranking erstellt, anhand dessen eine Rangfolge mit entsprechenden Verbesserungsvorschlägen resultierte.

3.2 Smartphone-Anwendung

Da sich für die GPS und Lärmmessung die Smartphone-basierten Sensoren im Sensorvergleich als sehr genau erwiesen haben und für die Integration der subjektiven Einschätzung der Exposition ein digitaler Fragebogen entwickelt werden musste, fiel die Wahl hierfür auf eine Smartphone-basierte Anwendung. Zudem nimmt der Einsatz von Smartphones in der Wissenschaft und Forschung in den letzten Jahren deutlich zu, da die in den Geräten standardmäßig vorhandenen Sensoren und Möglichkeiten der displaybasierten Eingabe von Text eine Vielzahl an Anwendungsszenarien ermöglicht. Neben der rein objektiven Messung oder Erfassung von Umweltdaten werden Smartphone-basierte Methoden zunehmend auch in der Sozial- und Verhaltensforschung genutzt, um über das Gerät Einschätzungen von Personen abzufragen und das Bewegungsverhalten zu untersuchen (Cornet und Holden, 2018, Haddad und de Nazelle, 2018, Harari et al., 2017b).

Hinzu kommt die Möglichkeit über frei zugängliche Softwarelösungen das Smartphone für Studien so zu konfigurieren, dass die Kette von der Datenerfassung über die Verarbeitung bis zur Speicherung auf die Bedürfnisse konkreter Forschungsfragen abgestimmt werden kann.

Für diesen Zweck wurde die Open-Source Software „Automate“ (LlamaLab, 2019) verwendet um die Erfassung von GPS-Position, Lärm, Licht und subjektiven Abfragen zu harmonisieren. In der Pilotstudie wurde zudem der Umgang mit dem Gerät und der Software evaluiert (Artikel 2).

3.3 Explorative Studie in Leipzig

Den Kern der Arbeit stellt die explorative Studie mit Fahrradfahrern aus Leipzig dar. Diese Zielgruppe wurde ausgewählt, da die Außenbelastung durch Umweltfaktoren im Mittelpunkt stand und Fahrradfahrer gegenüber Nutzern anderer Mobilitätsformen diesbezüglich am längsten exponiert sind. Der methodische Ansatz ist auch auf jede andere Stadt übertragbar. Leipzig bot sich als Institutsstandort und aufgrund bestehender Kontakte zu Fahrradvereinen als Testfeld an. Im Sommer 2017 haben 66 Personen eine zusammengestellte Auswahl der im Vorhinein getesteten Sensoren verwendet und eine Woche lang ihre individuelle Exposition gemessen. Nach einer Bekanntmachung in der Presse und über die E-Mailverteiler der Vereine Ökolöwe e.V. und Allgemeiner Deutscher Fahrradclub e.V. (ADFC), konnten sich interessierte Fahrradfahrer für die Teilnahme anmelden. Die Auswahl der Probanden erfolgte nach Einschlusskriterien hinsichtlich Fahrradfahrzeit, Wohnort, Alter und Raucherstatus (vgl. Abb. 5). Das Studiendesign wurde von der Ethikkommission der Universität Leipzig genehmigt (Nr. 191/17-ek).

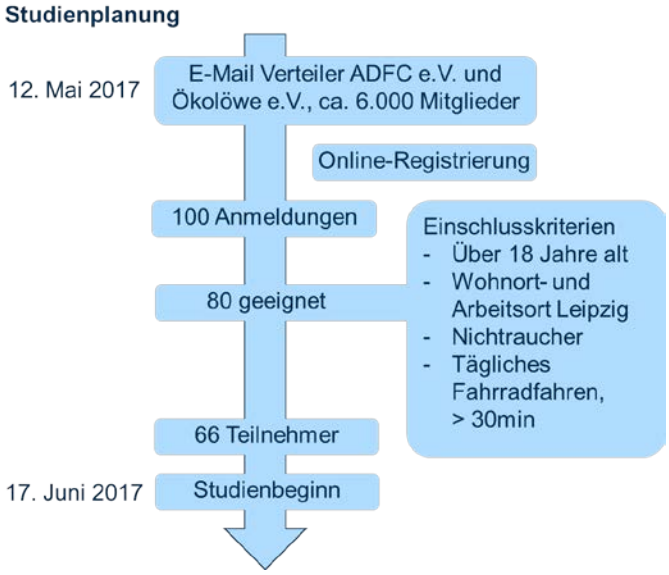


Abbildung 5: Studienplanung und Probandeneinschluss

Die Fahrradfahrer haben vor und nach der Studie einen Fragebogen ausgefüllt, der Fragen zum Sozialstatus, Mobilitätsverhalten, Risikobewusstsein und Gesundheitszustand enthielt (vgl. Anhang). Während der Studie wurde am Ende jedes Radweges über das Smartphone nach der subjektiven Einschätzung der Exposition auf einer Skala von 1-5 (gering-hoch) sowie nach Wegezweck und Umwegen gefragt.

Nachfolgend sind die für die Arbeit relevanten publizierten Artikel aufgelistet, in denen die Ergebnisse entsprechend des methodischen Vorgehens im Detail aufgeführt und diskutiert werden.

4 Einzelpublikationen

Übersicht der Publikationen:

I. *Ueberham, M. & Schlink, U. 2018. Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements – A ranking study. Environment International. 121(1): 130-138.*

II. *Ueberham, M., Schmidt, F. & Schlink, U. 2018. Advanced smartphone-based sensing with open-source task automation. sensors. 18(8): 1-9.*

III. *Ueberham, M., Schlink, U., Dijst, M. & Weiland, U. (2019). Cyclists' multiple environmental urban exposures—comparing subjective and objective measurements. sustainability. 11(5): 1-12.*

4.1 Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements - A ranking study

Paper I Maximilian Ueberham, Uwe Schlink
Environment International. 121 (1): 130-138.
doi: 10.1016/j.envint.2018.08.057

Environment International 121 (2018) 130–138

Contents lists available at ScienceDirect

Environment International

journal homepage: www.elsevier.com/locate/envint

Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements – A ranking study

Maximilian Ueberham*, Uwe Schlink

Department of Urban and Environmental Sociology, Helmholtz Centre for Environmental Research – UFZ, Leipzig, Germany

ARTICLE INFO

Handling Editor: Xavier Querol

Keywords:
Personal exposure
Wearable sensors
Urban environmental stressors

ABSTRACT

Individuals are simultaneously exposed to multiple environmental stressors during their daily life. Studies of adverse health effects and their etiology as well as recommendations for a healthier life style demand for an assessment of multifactorial personal exposure, according to the exposome concept. A challenge is to record exposure while people are moving in heterogeneous urban environments. Therefore wearable sensor technologies are becoming a promising way to measure personal exposure continuously: indoors, outdoors and even on the move. So far, studies which test the accuracy and usability of wearable sensors for multiple stressors are lacking. Performance evaluations are important and should take place beforehand, especially to ensure the success of citizens-oriented studies. For the first time we rigorously examined the accuracy and application suitability of wearable sensors for acoustic noise, heat (temp), particle number counts (PNC) and geo-location (GPS) in different environments. We present an extensive device inter-comparison and a ranking of the sensors based on performance measures, Taylor diagrams, Bland-Altman plots, and ease-of-use aspects. The sensors showed moderate to high correlations with precision reference devices (r = 0.4–0.99). Differences between errors outdoors and indoors suggest that environmental conditions have impact upon the accuracy of the sensors. Reaction time, recording interval, and sensor ventilation are features that play a crucial role for both ease-of-use and accuracy. We conclude with a final performance (Ƥ) ranking: Ƥ (GPS) > Ƥ (noise) > Ƥ (temp) > Ƥ (PNC). The results are relevant for future epidemiological studies of multifactorial exposure of individuals and their health and should guide the selection of wearables when persons are involved that are technically untaught. Inferences from multifactorial data are based on the performance of all sensors and the weakest chain links are PNC and temp sensors for which our article recommends urgent improvements.

1. Introduction

Cities are prone to significant levels of multifactorial environmental stressors that are a product of population growth and its consequences such as intensified human activities like traffic, surface sealing and urban densification. Moreover, these environmental stressors are modified by climate change (Mueller et al., 2017). Consequently, citizens are exposed to a mixture of environmental stressors. Many epidemiological studies have provided evidence of adverse health effects related to urban air pollution, acoustic noise and heat stress (Babisch et al., 2007; Mueller et al., 2017; Muzet, 2007; World Health Organization, 2005). Following the concept of exposome (Nieuwenhuijsen et al., 2014; Wild, 2012), multi-pollutant influences on an individual's health status are receiving more attention (Billionnet et al., 2012; Juarez et al., 2014; Tonne et al., 2017; Vlachokostas et al., 2012). Human exposure assessments are currently dominated by the use of data from expensive and fixed measurement stations that is analyzed with modeling techniques like interpolation, land-use regression or dispersion models. This data is helpful for conclusions related to public health, but has strong limitations assessing individuals exposure (Kumar et al., 2015; Snyder et al., 2013; Steinle et al., 2015b). It cannot be used to capture the dynamic personal exposure to environmental stressors at short temporal and spatial scales as it refers only to pollution in a certain radius ignoring the individuals' daily mobility (Dias and Tchepel, 2014; Kwan, 2009; Northcross et al., 2013).

Therefore, techniques to gather information about local and person-based concentrations of environmental stressors are gaining importance (Dons et al., 2017; Huck et al., 2017; Park and Kwan, 2017; Steinle et al., 2013). The use of wearable sensors to collect personal exposure data has attracted the interest of a broad range of environmental researchers as well as authorities and local communities (Jovasevic-Stojanovic et al., 2015; Khoury and Ioannidis, 2014). Recent technical

* Corresponding author.
E-mail address: maximilian.ueberham@ufz.de (M. Ueberham).

https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.08.057
Received 9 April 2018; Received in revised form 22 August 2018; Accepted 24 August 2018
0160-4120/ © 2018 Elsevier Ltd. All rights reserved.

developments provide new opportunities to use wearable sensors that record real-time contaminations at small-scales. Despite the advantages of wearable devices compared to static devices, the data accuracy is a major issue that has to be assessed before the utilization in applied research projects (Aguiar et al., 2015; Jerrett et al., 2017; Lewis and Edwards, 2016). Moreover wearable sensors are more often part of personal exposure assessments that involve citizens. Accordingly devices that are easy to use can improve wearing compliance, operators satisfaction and the overall success of the exposure study with citizens (Lawless et al., 2012).

Some recent studies have already tested single wearable sensors. However, studies testing a combination of sensors for multifactorial environmental stressors are sparse and omit the focus of application by the general public (Borrego et al., 2016; Castell et al., 2017; Manikonda et al., 2016; Nyhan et al., 2016). Therefore, the purpose of this study is to make a rigorous comparison of different wearable sensors for temperature, noise, particle number concentration (PNC) and geo-position (GPS), with the aim of providing a ranking of sensor performance and ease-of-use. The ease-of-use rating is based on technical features and handling of the sensors (Loh et al., 2017). The comparison of the sensors is based on a 60 s recording interval as the PNC test device is fixed to this setting. All ratings are summarized in a sensor ranking.

2. Materials and methods

For our experimental setup we have chosen test sensors that weight up to 500 g, can be worn and operated by laypeople in personal exposure studies (Table 1, Fig. SI-2). The devices can be attached to the body (arm, belt, and/or pants pocket), bags or backpacks. All test sensors operate continuously with an internal battery for at least 6 h. The test sensors were selected based on recent publications and the aforementioned criteria (Amaral et al., 2015; Gozzi et al., 2016; Manikonda et al., 2016; Steinle et al., 2015a). Furthermore, we selected mobile devices from environmental technology companies that we considered to be state-of-the-art devices at the present time and use them in our study as reference devices.[1] We note that in our definition the reference has a higher accuracy (stated by the manufacturer) compared to the test devices and is calibrated (Table 1). In addition, we tested GPS devices as GPS is often used to register the locations of environmental parameters measured by wearable sensor devices. GPS accuracy is also a crucial part of personal exposure studies to make sense of the environmental measurements in the spatial context. Considering that in the urban space the GPS signal can be disturbed due to street canyons, building density and green spaces, we compared the GPS devices between different urban structure types (USTs) in the City of Leipzig, Germany (Fig. SI-1).

We tested sensors for the following environmental parameters (Table 1): particle number counts (1 reference, 1 test device), acoustic noise (1 reference, 1 test device) and ambient temperature (1 reference, 2 test devices). For geo-positioning we tested 3 GPS devices, in this case the reference was the original route. The data of each parameter group was paired and synchronized by the timestamp. The devices' internal clocks were synced before the tests.

2.1. Sensor specifications

2.1.1. Particle number concentration

Particle number concentration (PNC) was measured using optical light scattering with optical particle counters (OPC) (Koehler and Peters, 2015). These OPCs utilize a light source (laser diode), to illuminate a selected sample of air that has mechanically controlled constant flow produced by a fan (TSI, 2013). When flowing through the air channel of the device, a photodetector measures the light that is scattered off by reflection, refraction and diffraction. On the basis of the intensity of the flash, particles are counted and sized at the same time. For the measurements of PNC we used OPC devices configured to count particles of an aerodynamic diameter $> 2.5\,\mu m$ and $> 0.5\,\mu m$, namely the Dylos DC 1700 as test device (Dylos Cooperation, Riverside, California, USA) and a TSI AeroTrak 9303 (TSI GmbH, Aachen, Germany) as the more accurate and calibrated reference device (Table 1). The recording interval of the Dylos is fixed to 60 s (recording the mean value of the last 60 s).

2.1.2. Acoustic noise

Acoustic noise is a generally unwanted or unpleasant sound and experienced very subjectively. Here, we refer to its intensity (loudness) measured as sound pressure level. The human perception of sound depends on its frequency and we applied the A-weighted filter to adjust measurements to the human hearing. Operationally, noise pollution is often not continuously measured, but modelled for noise maps, as stated in Art. 47c Federal Immission Control Act (Germany, 2017). In our experimental settings we tested a smartphone based application using the internal microphone signal to register A-weighted sound levels (Kardous and Shaw, 2014). For the evaluation of noise level accuracy of the smartphone we compared an iPhone 5S running the application “dbMeter” (Schosoft, Munich) with the precision sound level meter PCE-322A (PCE GmbH, Meschede, Germany), both working with condenser microphones. The recording interval was 60 s.

2.1.3. Temperature

Ambient air temperature is measured continuously at meteorological stations. Additionally, temperature stations operated by the general public (crowdsourced) create a spatio-temporally dense fixed network (Meier et al., 2017). Temperature measurements on the move are still scarce and mostly realted to short-term projects. For person-based temperature measurements we used a Pt-1000 as well as sensitive semiconductors reducing their resistance with temperature increasing over a relatively small range (negative temperature coefficient, NTC). The test devices we evaluated were a TI Sensor Tag (Texas Instruments, Dallas, Texas, USA) and the TSI Q-Trak 7565 (TSI GmbH, Aachen, Germany). As a reference we chose a calibrated Testo Testostor 171–6 (Testo SE & Co. KGaA, Lenzkirch, Germany) with active ventilation and high accuracy (Table 1). The recording interval was set to 60 s.

2.1.4. Global positioning systems

Current global positioning system (GPS) devices use different gauging techniques, and we tested:

(1) A smartphone (iPhone 5s) with the application MyTracks (Dirk Stichling, www.mytracks4mac.info, Germany) that combines classic GPS, assisted GPS (aGPS) based on cell coverage and wireless local area networks (WLAN) in the near surroundings of the smartphone user. (2) A small monofunctional GPS sensor Qstarz BT-Q1300ST (Qstarz International Co. Ltd., Taipei, Taiwan) using classic GPS. (3) A Garmin 60CSx (Garmin GmbH, Garching, Germany) with classic GPS and barometer. All classic GPS devices use the EGNOS-System (European Geostationary Navigation Overlay Service) to calculate the position using corrected satellite signals. Sampling rate was set to 5 s. In contrast to temperature, noise and PNC, which we compared to a precision reference instrument, the GPS devices have been evaluated against the original route. These original way points were plotted on a map based on a geo-referenced (WGS84) digital orthophoto (DOP) in ArcGIS Desktop (Version 10.4). After the tour all recordings were imported in ArcGIS as point features and, for each point, the nearest distance to the original route was calculated from the UTM coordinates (in m) using Analysis Tool “Near”. Distances were considered positive (negative) when the point was right (left) hand from the original track.

[1] The term reference device must not be confused with “reference measurements of an air pollutant” defined by official authorities as the European Commission.

Table 1
Technical characteristics of sensors used for the comparison including reference devices (*based on manufacturer specifications); n/a = not available.

Parameter	Devices	Alias	Reference or test device	Measurement method	Memory (values)	Accuracy*	Range*
GPS	Garmin 60CSx	Garmin	Original route as reference	Satellite locating	Memory card	5 m	–
	Qstarz BT-Q1300ST	QStarz		Satellite locating	> 100.000	3 m	–
	Smartphone application "MyTracks"	GPSApp		Satellite locating, WLAN, GPRS	Limited by phone memory	n/a	–
Temperature	Testo testostor 171	Testo	Reference	Thermistor, Pt1000, active ventilated	> 10.000	± 0.2 °C	0–80 °C
	TSI Q-Trak 7565	TSItemp	Test	thermistor, NTC, passive ventilated	> 10.000	± 0.5 °C	0–100 °C
	Texas Instruments Sensor Tag CC2650STK	TexIn	Test	Thermistor, NTC, passive ventilated	> 100.000	± 0.3 °C	0–80 °C
Noise	PCE 322-A	PCE	Reference	Microphone	> 200.000	± 1.4 dBA	30–130 dBA 31.5 Hz–8 kHz
	Smartphone application "dBMeter Pro"	NoiseApp	Test	Electret condenser microphone	Limited by phone memory	n/a	30–110 dBA 50 Hz–5 kHz
PNC > 2.5	TSI AeroTrak 9303	TSIpnc	Reference	Laser, photodiode	1500	50% (0.3 µm)–100%(> 0.45 µm)	0.3–25 µm
PNC > 0.5	Dylos DC1700	Dylos	Test	Laser, photodiode	10,000	± 85%	> 0.5 µm

2.2. Experimental setup

Following a pre-specified benchmarking protocol (Fig. 1) we assessed the devices' accuracy outdoors (tests w1–w7) and indoors (tests w8, w9) on the basis of parallel recordings with all test and reference devices.

For the GPS comparison within different USTs we selected four sites (tests w1–w4), based on the Urban Atlas (EEA, 2017) land-use categories "continuous urban fabric > 80%", "discontinuous urban fabric 30–80%", and green urban area with low density and high density (Fig. SI-1 A–D). GPS testing was done by bike. All devices have been attached to a backpack and the recording interval was set to 5 s for GPS. Within the UST slow bike speed was around 10 km/h (GPS point distances approx. 3 m) collecting a sample size of N = 360.

The outdoor tests of all environmental sensors (Fig. 1) comprised 3 test walks (tests w5, w6, w7): Two walks on a brownfield (test w5, N = 44, w6, N = 102) to minimize influences of urban buildings and one walk along an urban traffic area (test w7, N = 102). The latter included recordings of PNC > 0.5 because of the particular relevance of traffic pollutants for human health. The recording interval was 60 s at a walking speed of 3 km/h (sampling point distance approx. 50 m).

Indoor testing has been performed in two ways. (1) The PNC, temperature and noise sensors were placed in a laboratory recording samples for 44 min in a quiet acoustic noise environment (test w8). (2) The temperature sensors were additionally placed in the laboratory with stable thermal conditions (T_o = 24 °C) and after 30 min of adaptation the temperature devices were moved into a climate chamber (T_K = 29 °C) to assess the reaction time for 63% relaxation (test w9) (Huth, 2011). Even though the sensor's reaction time was provided with its documents, we additionally estimated reaction time for the applied sampling conditions (see SI-4). The temporal response should be as fast as possible so that local temperature variations on the move during a human exposure campaign resolve the signal sufficiently well (VDI, 2011).

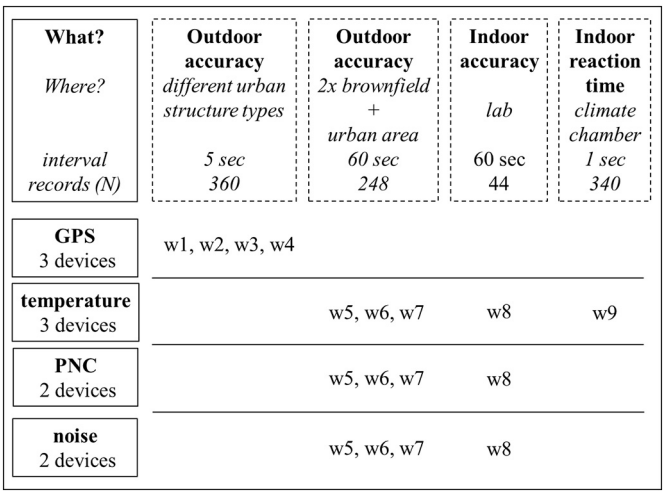


Fig. 1. Scheme of the experimental setup for each device group and tests w1–w9 (reference devices included).

2.3. Performance assessment

We calculated the summary measures mean, median and standard deviation (SD) for all measurements in the indoor and outdoor environments. For evaluation of the outdoor accuracy of the GPS, we compared the difference range (DR) from the original route among different USTs. The null-hypothesis of the Kruskal-Wallis test assumed that the deviations are independent of the urban structure type. Boxplots were used to visualize the UST-GPS differences.

Records of temperature, noise and PNC outdoors and indoors were compared in relation to their accuracy. Additionally, for temperature the reaction time was measured for 63% relaxation. Accuracy is characterized by trueness and precision. As proxies for trueness we calculated Mean Bias Error (MBE) and Mean Absolute Error (MAE) and used the DR for precision evaluation. The latter is calculated by the Bland-Altman plots (BAP) that are used to illustrate the agreement between the values of the reference and test device (Fig. SI-5, except for GPS). A BAP plots the difference between two paired measurements against their mean value. The bias (MBE) is represented by the central horizontal line for which a 95% confidence interval is indicated by the upper and lower dotted lines. The latter characterizes the range of agreement between the data of the test and reference device that are calculated by using DR = ± 1.96 times the standard deviation of the mean differences (Giavarina, 2015).

Our decision for the final sensor rating involves further statistical performance parameters (Table SI-1): index of agreement (IA) (Willmott, 1981), root mean square error (RMSE) and correlation coefficient (r). The latter two are part of the Taylor diagram (Fig. 4), that shows the devices technical ranking results at a glance (Taylor, 2001).

For outdoors the measurements of the test devices (M_i) were calibrated ($RM_i = \beta_0 + \beta_1 M_i + \varepsilon_i$) in terms of measurements of their reference devices (RM_i).

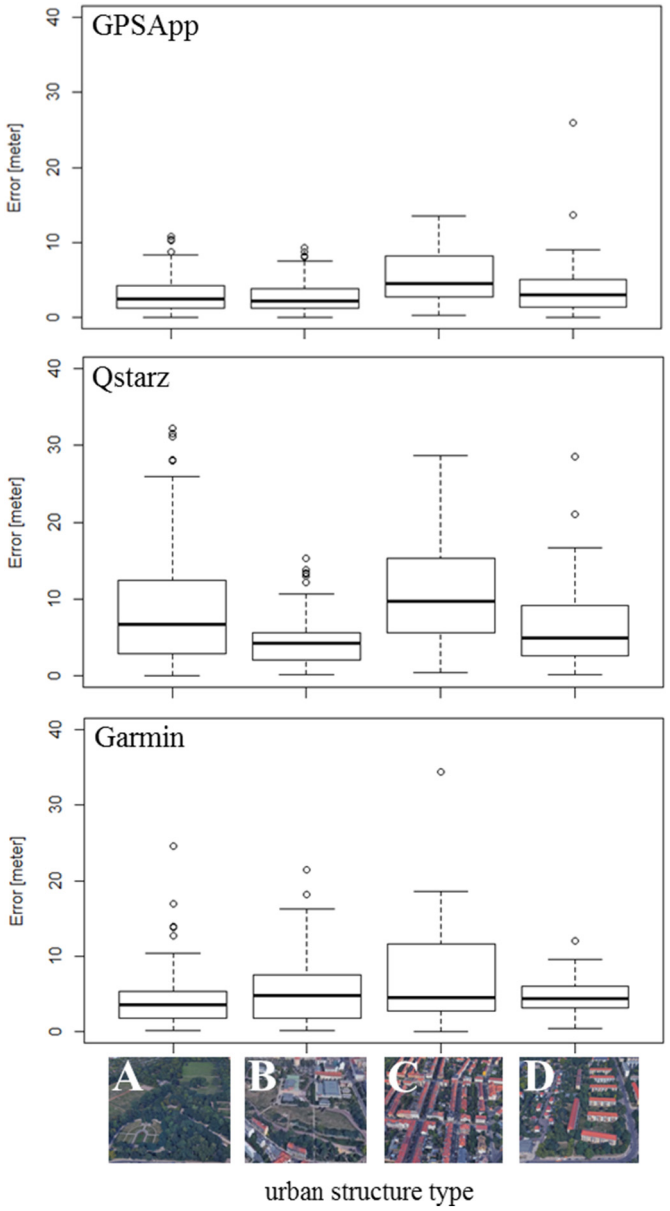


Fig. 2. Comparison of GPS device precision (DR in meter) between USTs (A = green high dense, B = green low dense, C = urban high dense, D = urban low dense). The box represents the median (bold line) and the lower and upper quartile.

To asses ease-of-use aspects we compared the devices in regard to start/stop handling, interval settings, smartphone connection, memory and wearing comfort (Table 2.4). Based on sensor criteria mentioned by a recent review of Loh et al. (2017) we selected objective proxies for the ease-of-use aspects a) wearing comfort (high = no body motion disturbance, moderate = minor body motion disturbance) and b) start/stop handling (very easy = simple turn on/off, easy = prior software setup needed). The final ranking is based on the technical outdoor accuracy and ease-of-use evaluation as both are relevant factors for the application in citizen-oriented assessment campaigns.

3. Results

3.1. GPS

Testing the accuracy of GPS we found significant differences between the devices (Fig. SI-3, $p < 0.01$, KW-test). The GPSApp (SD: 3.2 m) is the most precise, followed by the Garmin (SD: 4.6 m) and Qstarz (SD: 6.7 m). The reaction time (reacquisition time to GPS satellites) for all GPS devices was < 1 s after a start-up phase of 1 min when the device was switched on.

Table 2.1
Summary measures of GPS devices.

Outdoor test w1–w4, N = 360			
Parameter	Device	DR	Reaction time τ
GPS [m]	GPSApp	3.2	< 1 s
	Garmin	4.6	
	Qstarz	6.7	

The urban structure (UST) had a significant impact on the GPS accuracy (Fig. 2, $p < 0.01$, KW-test). All devices showed the largest errors in the urban high dense structure and the lowest errors in the green low dense areas. The GPSApp performed best, followed by Garmin and Qstarz.

The index of agreement and correlation coefficient differ just marginally between the GPS devices (Tables 2.1 and 2.5). All GPS devices have the largest inaccuracies in urban high dense areas, mainly due to high rise buildings and street canyons (Fig. 2). On the other hand, the position within green low dense structures is the most accurate with all devices. The interquartile range of the Qstarz varies much more between the USTs than the ones of GPSApp and Garmin (Fig. 2).

3.2. Noise

The mean/median outdoor noise (54–59 dBA) was much higher than the mean/median indoor noise (~33 dBA). The precision outdoors was lower (DR = ± 2.5 dBA) than indoors (DR = ± 1.4 dBA), also more outliers occurred outdoors (Fig. 3). On the other hand the trueness of the NoiseApp was higher outdoors according to the MBE (−0.2 to 0.9) than indoors (−1.3) (Table 2.2).

Reaction time for sound level devices was generally < 1 s. The performance parameters indicated a moderate performance of the NoiseApp indoors (IA = 0.49, r = 0.54) but a very high performance outdoors (IA = 0.92–0.99, r = 0.88–0.99) with just a slight variation between the different test runs.

As the NoiseApp is fully integrated into the smartphone it is just limited by the internal memory that normally can be expanded. Interval setting can be adjusted and the application is very easy to handle. The smartphone can be easily worn with a bracelet.

3.3. Temperature

Both the TexIn and TSItemp recorded higher mean temperatures than the reference device in all outdoor tests (Table 2.3) under indoor conditions there is nearly no difference in the means. Between the different outdoor tests the main difference is the lower temperature condition during test w5, therefore we calculated separate BAPs (Fig. SI-5_{a-d}).The test devices show a similar precision range in test w5 (DR = ± 0.45 K and ± 0.6 K)under a lower temperature range (14 °C), but the trueness of the TSItemp is slightly lower (MBE = −0.6 K) than that of the TexIn (MBE = −0.2 K, Fig. SI-5_{a-b}). Under indoor conditions both test devices show the highest precision (DR = ± 0.2 K) and trueness (MBE = 0.1 K). The BAP of the TSItemp shows a high trueness and higher precision range indoors (Fig.SI-5_{e-f}). Whereas during outdoor tests w6 and w7 (higher ambient temperatures: 30 °C) the TexIn reveals a much lower precision (DR = ± 1.15 K) and trueness (MBE = −1.5 K).

However both TSItemp and TexIn responded quite slowly to a change in temperature (Fig. SI-4). The TexIn reaction time (588 s) was far from what would be acceptable for mobile measurements aiming at the detection of small-scale variations. Even the TSItemp adaptation

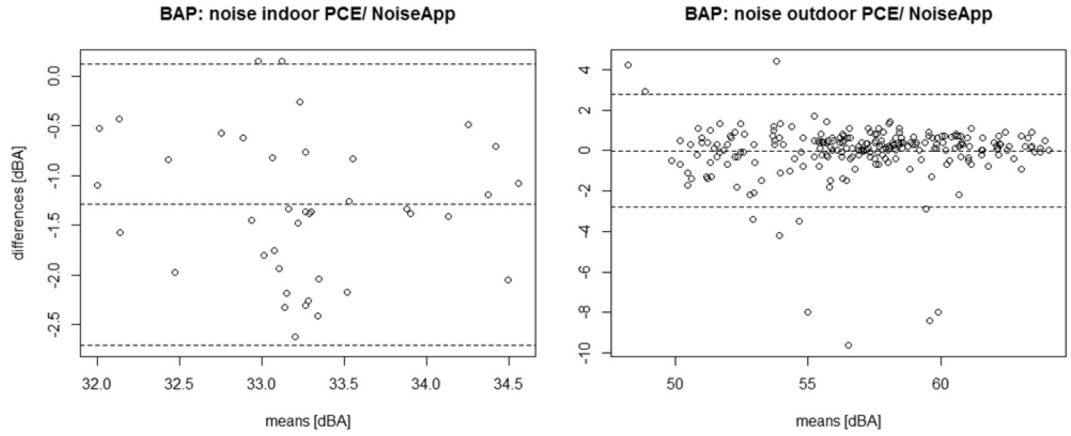


Fig. 3. Bland-Altman plots for noise measurements indoor (left) and outdoor (right).

Table 2.2
Summary measures of noise and PNC > 2.5 indoors, *estimated based on manufacturer specifications.

Indoor test w8, w9, N = 44					
Parameter	Device	Mean	Median	SD	Reaction time τ (± 95 CI)
Temperature [°C]	Testo	27.7	27.7	0.2	(120 ± 5) sec
	TexIn	27.8	27.9	0.2	(590 ± 24) sec
	TSItemp	27.7	27.7	0.2	(210 ± 7) sec
Noise [dBA]	PCE (reference)	32.6	32.5	0.7	< 1 s
	NoiseApp	33.9	34.0	0.8	
PNC > 2.5 [1/cm^3]	TSIpnc (reference)	0.057	0.044	0.047	37 s*
	Dylos	0.108	0.084	0.066	51 s*

time was relatively long (208 s). The active ventilated reference device (Testo) had the fastest reaction time (120 s).

The agreement parameters suggested higher accuracy of TexIn in the outdoor test w5 (IA = 0.89, r = 0.91) than the TSItemp (IA = 0.66, r = 0.86). On the other hand the TSItemp resulted in a better IA in outdoor test w6 and w7. From temperatures measured by TexIn (M_i) in all outdoor tests the temperature of the reference device testo (RM_i) is predicted by $RM_i = 1.14 + 0.91 * M_i$ and this contains a random error of just 1% (Table SI-2). Predictions based on TSItemp measurements are also subject to 1% additional error.

The TexIn has some ease-of-use advantages in contrast to the TSItemp, that has no smartphone connection, limited memory and moderate wearing comfort.

3.4. Particulate number concentration

The mean PNC > 2.5 were higher outdoors (0.126–0.349 1/cm^3) than indoors (ca. 0.057–0.108 1/cm^3). The precision of the Dylos PNC > 2.5 was slightly higher indoors (DR = ± 0.075 1/cm^3) than outdoors (DR = 0.125 1/cm^3). In comparison, under outdoor conditions PNC > 0.5 revealed the lowest precision (DR = 0.5 1/cm^3). The trueness of Dylos was indoor higher than outdoors and outdoors higher for PNC > 2.5 (Fig. SI-5$_{g\text{-}h}$). The trueness is similar between all outdoor tests (MBE = −0.155 to −0.178 1/cm^3), however the BAP shows that the precision tends to decrease with higher amounts of particles (Fig. SI-5$_{g\text{-}h}$).

For the detection of 100 particles from the mean PNC outdoors (TSI = 0.174 1/cm3; Dylos = 0.349 1/cm3) we assessed for Dylos a reaction time of 16 s and for TSIpnc 12 s. The flow rate of TSIpnc is 2.8 l/min and 1.1 l/min of Dylos.

The agreement between Dylos and TSIpnc varies between the different outdoor tests (IA = 0.19–0.6 and r = 0.39–0.91) (Table 2.7). The indoor performance is similar to outdoors.

The handling of the Dylos was really easy but is has its limitations in memory and wearing comfort as it restricts body motion during application.

4. Discussion

In this study, we compared wearable environmental sensors with reference devices to evaluate accuracy and suitability for personal exposure assessments in GPS-based studies for the urban context. We found distinct differences between the results of the outdoor and indoor measurements that underpin the need to test devices under realistic conditions and not to take manufacturers' specifications for granted.

Table 2.3
Summary measures of temperature, noise, PNC > 2.5 and PNC > 0.5, *estimated based on manufacturer specifications.

Outdoor tests (N: w5 = 44, w6 = 102, w7 = 102)										
Parameter	Device	Mean			Median			SD			Reaction time τ (± 95 CI)
		w5	w6	w7	w5	w6	w7	w5	w6	w7	
Temperature [°C]	Testo	13.5	29.1	29.4	13.3	29.2	29.8	0.5	0.6	1.1	(120 ± 5) sec
	TexIn	13.7	30.3	31.6	13.5	30.4	31.6	0.7	0.4	1.5	(590 ± 24) sec
	TSItemp	14.0	29.4	29.4	14.1	29.5	29.6	0.4	0.7	1.2	(210 ± 7) sec
Noise [dBA]	PCE	59.3	55.6	58.9	59.1	54.5	58.3	2.5	3.2	2.9	< 1 s*
	NoiseApp	59.0	54.4	58.8	58.6	54.2	58.5	2.7	3.2	2.8	< 1 s*
PNC > 2.5 [1/cm^3]	TSIpnc	0.174	0.126	0.187	0.140	0.122	0.149	0.104	0.020	0.062	12 s*
	Dylos	0.349	0.256	0.342	0.318	0.252	0.287	0.120	0.029	0.100	16 s*
PNC > 0.5 [1/cm^3]	TSIpnc	–	–	1.925	–	–	1.775	–	–	0.398	12 s*
	Dylos	–	–	2.443	–	–	2.478	–	–	0.218	16 s*

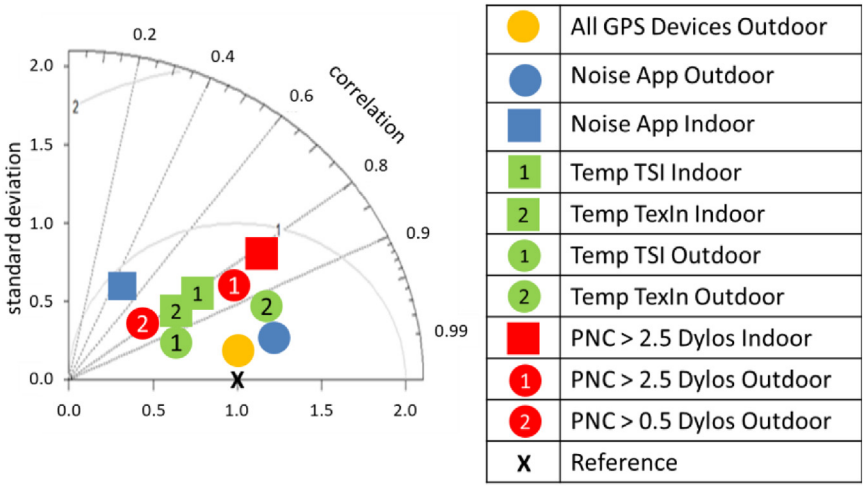


Fig. 4. Taylor diagram showing the performance of all test devices at a glance. The standard deviation is normalized based on the respective reference device. Outdoor symbol = circle, Indoor symbol = square. References: GPS = original route, noise = PCE, temp = testo, PNC = TSIpnc. (For interpretation of the references to color in this figure, the reader is referred to the web version of this article.)

Except of PNC, we found similar performance of the devices between the 3 outdoor tests.

4.1. GPS

With regard to IA and r all GPS devices had similar performance. MAE and MBE showed distinct differences. Especially the smartphone equipped with most technical GPS features (A-GPS and WLAN) revealed best precision and trueness in all UST and was even better than the established Garmin device. However, this result depends on the urban structure. For urban personal exposure campaigns a smartphone GPS is a valuable alternative, especially when the general public can use their own smartphones with freeware applications (Chaix et al., 2016; Korpilo et al., 2017). When processed through additional correction algorithms, inaccurate raw GPS data can be further improved (Donaire-Gonzalez et al., 2016). A benefit of smartphone based GPS is that data can be automatically sent to databases via mobile internet connection, making data management easier. Even if the application of smartphone GPS means slightly more effort for the general public (app installation, start-up) compared to ready-to-use GPS logger devices, application is still easy after short training. Smartphone GPS is also easy to use in terms of handling, interval settings, memory and wearing comfort, whereas the Garmin handling is more complicated and the Qstarz has limited memory storage. Although indoor navigation was not in our focus, indoor tracking can be based on near field communication signals from Wi-Fi, RFID, Zigbee or Bluetooth when sensors are used in rooms (e.g. iBeacon) (Mahesh et al., 2012; Zhou et al., 2017).

4.2. Noise

Revealed by the performance parameters, noise measured by smartphone is the most reliable environmental parameter outdoors (IA and r 0.86–0.99) based on the range 50 to 72 dBA. The lower indoor precision with a lower range level of noise results from the logarithmic dB scale. Therefore noise records in more quiet environments (30 to 40 dBA) as the laboratory, had higher error sensitivity (Fig. 3). As a result, the NoiseApp is more suitable for noise measurements outdoors in urban areas, which normally vary between around 40 to 90 dBA. Despite the bias of the noise application, the high correlation showed that relative changes can be sufficiently detected. The results might vary depending on the smartphone brand and software has to be considered. The noise sensor was one of the easiest to use test devices in our set of environmental sensors, as the Noise App was fully integrated into a smartphone, with expandable memory, easy handling and high wearing comfort. The device just needs to be carried in a way that the external microphone is not covered by anything. We have made good wearing experiences with an arm pocket. Measuring noise together with PNC is a useful approach as both depend on traffic as a major source of pollution (Okokon et al., 2017).

4.3. Temperature

The temperature test devices showed a moderate to high agreement outdoors (IA and r = 0.5–0.97) and seem to be suitable for empirical application at the first glance, but both devices have no active ventilation and therefore a long reaction time (208 and 588 s). Our indoor climate chamber results indicated that active ventilation, like the one of the testo reference device, is a basic requirement of temperature devices for personal mobile measurements to detect spatially small scale (meter) variations. Active ventilation as well as protection against sun furthermore helps to reduce sensor over-heating that would significantly improve the measurements. The Bland Altman Plots underpin these results as a lower precision can be seen at higher temperatures (Fig. SI-$5_{a\text{-}f}$). We emphasize that passive and unprotected temperature sensors should not be used in small-scale spatio-temporal studies, as trueness is prone to significant radiation error.

However taking into account the ease of use aspect, the ventilated testo reference sensor was very inconvenient to handle, as setup had to be done on PC. Temperature devices for personal exposure campaigns with the general public should work fully independently with regard to setup and data memory. The handling of the TexIn sensor is therefore much smarter as this sensor can be set up via the near field communication protocol Bluetooth that is connected to a smartphone application. For studies that focus on a comprehensive assessment of personal heat exposure we recommend to consider the recently developed new device Globe Anemo-radiometer (Nakayoshi et al., 2015). This device simultaneously measures air temperature, short- and long-wave radiation as well as wind exposure.

4.4. Particulate number concentration

The Dylos showed good agreement to the TSIpnc reference, but compared to all other sensors in this study it had the lowest outdoor agreement and showed a lower variance in the test w6. This may be due to the variety of confounding influences like wind and humidity that have been not in the focus of this study. Wind can influence the flow through the Dylos and hence the performance. However, the relative PNC variations of the TSIpnc are well represented by the Dylos. The Dylos was slightly more precise indoors, as there are fewer confounding influences in the laboratory. The accuracy for PNC > 0.5 was more worse than that of PNC > 2.5. Therefore we can confirm results from a study (Sousan et al., 2017) that found a lower accuracy of PNC sensors

for higher particle concentrations, as our Dylos also indicated greater bias for PNC > 0.5. However the final performance of the measurements for PNC > 0.5 are in the range of PNC > 2.5.

The operation of Dylos through an On/Off switch is very easy, but the recording interval is fixed to 60 s, memory storage is limited and the wearing comfort is moderate.

4.5. Sampling rate outdoors

To compare the statistical performance we have chosen the same recording interval of 60 s for all devices as the Dylos was fixed to 60 s. The recording interval might influence the performance of the devices. That is why we additionally tested the performance for a 5 s recording interval for temperature and noise outdoors. As a result, we found minor changes in the performance for noise (r = 0.88) but a weaker performance for temperature (r (TSItemp) = 0.37; r (TexIn) = 0.45). The limited performance of the temperature devices at shorter recording intervals underpins our assumption that active ventilation should be a basic feature of temperature sensors.

4.6. Ranking of wearables

The Taylor Diagram (Fig. 4) displays the performance based on correlation coefficient and normalized standard deviation (nSD, radial distance from the origin). The azimuthal position of the symbols represents the correlation. The distance between the reference (X) and test device represents the RMSE in units of the normalized standard deviation (concentric circles around X). The test devices are denoted according to the legend in Fig. 4.

The final aim of this study is to present a ranking of the sensors based on the outdoor performance parameters, Taylor diagram, BAP and ease of use aspects (Fig. 4, Tables 2.4–2.7). As represented in the Taylor diagram the GPS had the best outdoor performance. Whereby the accuracy statistics and ease of use aspects highlight the smartphone as the best GPS device. The similar performance of the noise app, visualized by the close relation of the yellow and blue points in the Taylor diagram, indicates that it would be an enrichment to combine smartphone GPS and acoustic noise recording in one single application. This would definitely be a profit in terms of handling and ease of use for operators. We would suggest an application where a simple home screen button starts/ends the measurements process, where record interval could be set to the needs of the study design and record data is automatically stored as an comma separated file (.csv) for easier post processing (Ueberham et al., 2018).

The temperature devices 1 and 2 (Fig. 4) have similar outdoor performance according to the Taylor diagram correlation but show differences in precision (Fig. SI-5_{a-d}). However as mentioned before a sensor's long reaction time is a distinct disadvantage for mobile measurements. Furthermore ease of use of both devices is improvable with regard to handling and smart connection. We recommend to use a small, sun protected and active ventilated sensor with smartphone connection (e.g. via Bluetooth). The sensor should also always be complemented by a humidity sensor, as this is an important factor for subjective heat perception and confounder for PNC (Rivas et al., 2017).

The Dylos sensor closes the ranking with the lowest correlation and power to explain the variance of the reference (Table SI-2). Climatic conditions are confounders and should be considered in future studies. Even though the handling of the device was very easy, the fixed recording interval, missing smart connection and moderate wearing comfort were distinct drawbacks. Several other devices, especially in combination with micro-controllers (e.g. Raspberry Pi, Arduino) are meanwhile available but wearable PNC devices that would satisfactorily meet all ease-of-use criteria to measure PNC are still scarce. Amaral et al. (2015) provide an comprehensive overview of pros and cons of different devices besides OPCs and sampling methods for particulate matter (Amaral et al., 2015).

Table 2.5
Performance indices of GPS sensors and suggested rating of accuracy.

	GPS outdoor test w1–w4, N = 360						
	Test - **reference**	*MAE*	*MBE*	*RMSE*	*IA*	*r*	Outdoor rating
GPS [m]	GPSApp- **route**	3.7	3.6	3.8	0.99	0.99	+ +
	Garmin - **route**	5.3	5.1	5.6	0.99	0.99	+
	QStarz - **route**	7.9	7.6	6.9	0.99	0.99	−

Table 2.6
Performance indices of noise and PNC > 2.5 indoors.

	Indoor test w8, N = 44					
	Test - **reference**	*MAE*	*MBE*	*RMSE*	*IA*	*r*
Temperature [°C]	TexIn - **testo**	0.1	−0.1	0.1	0.88	0.85
	TSItemp - **testo**	0.1	0.1	0.1	0.87	0.84
Noise [dBA]	NoiseApp - **PCE**	1.3	−1.2	1.5	0.49	0.54
PNC > 2.5 [1/cm^3]	Dylos - **TSIpnc**	0.050	0.050	0.063	0.74	0.82

MAE = mean absolute error, MBE = mean bias error, IA = index of agreement, r = correlation coefficient, PNC = particle number, dBA = decibel A-weighted.

Based on our study we conclude with the following final performance ranking:

$$\mathcal{P}(\text{GPS}) > \mathcal{P}(\text{noise}) > \mathcal{P}(\text{temp}) > \mathcal{P}(\text{PNC}).$$

Recordings of the tested sensors can be used to predict the

Table 2.4
Ease-of-use rating of all test devices (reference devices are excluded).

Parameter	Device	Start/stop handling	Interval settings	Smartphone connection	Memory	Wearing comfort
GPS	GPSApp	+ +	+	+	+ +	+ +
	Garmin	+	+	O	+ +	+
	Qstarz	+ +	+	O	+	+ +
Temperature	TexIn	+	O	+	+ +	+ +
	TSItemp	+	+	O	+	+
Noise	NoiseApp	+ +	+	+	+ +	+ +
PNC	Dylos	+ +	O	O	+	+
Legend		+ + very easy[a] + easy[b]	+ adjustable O fixed	+ available O n/a	+ + expandable + limited	+ + high[c] + moderate[d]

[a] Direct start/stop.
[b] Prior setup necessary.
[c] No body motion disturbance.
[d] Minor body motion disturbance.

Table 2.7
Performance indices of temperature, noise and PNC and suggested rating of accuracy.

		Outdoor tests (N: w5 = 44, w6 = 102, w7 = 102)															
		MAE			*MBE*			*RMSE*			*IA*			*r*			
Parameter	Test - **reference**	*w5*	*w6*	*w7*	*w5*	*w6*	*w7*	*w5*	*w6*	*w7*	*w5*	*w6*	*w7*	*w5*	*w6*	*w7*	Overall outdoor rating
Temperature [°C]	TexIn - **testo**	0.2	1.2	1.9	−0.2	1.2	1.9	0.4	1.2	2.1	0.89	0.5	0.63	0.91	0.84	0.97	+ +
	TSItemp - **testo**	0.6	0.3	0.3	−0.6	0.2	−0.2	0.6	0.5	0.3	0.66	0.85	0.97	0.87	0.81	0.97	+ +
Noise [dBA]	NoiseApp - **PCE**	0.4	0.9	0.7	−0.2	0.9	−0.1	0.4	1.7	1.4	0.99	0.92	0.94	0.99	0.86	0.88	+ +
PNC > 2.5 [1/cm^3]	Dylos - **TSIpnc**	0.178	0.130	0.155	−0.174	−0.178	−0.155	0.218	0.132	0.163	0.60	0.19	0.54	0.69	0.39	0.91	+
PNC > 0.5 [1/cm^3]	Dylos - **TSIpnc**	–	–	0.536	–	–	−0.518	–	–	0.576	–	–	0.59	–	–	0.80	+

MAE = mean absolute error, MBE = mean bias error, IA = index of agreement, r = correlation coefficient, PNC = particle number, dBA = decibel A-weighted.

measurements of the reference devices (Table SI-2), but with an additional error of 1% for temperature, 15% for noise and 29–35% for PNC.

The results may vary under different conditions, urban structure types, application of new sensor devices, and long-term measurements. Among others time of the day has been highlighted as confounder by other studies (Fishbain et al., 2017; Rivas et al., 2017). Time of day is also linked to diurnal background temperature that has normally to be considered when analyzing the spatial distribution of data. However in our test we compared data points with the same timestamp and a diurnal cycle correction did not influence the performance parameters respectively.

5. Conclusions

The strength of this study is the joint consideration of environmental sensors for different parameters that can be used for person-based monitoring and multifactorial exposure assessments pertinent to the new exposome concept (Nieuwenhuijsen et al., 2014). Multiple exposure measurements are still in their infancy, but the current developments of new sensor devices with their increasing availability and integration into wireless networks and smartphone applications offer new possibilities, especially for a diverse range of health geographic issues (Nyarku et al., 2018; Richardson et al., 2013; Tonne et al., 2017).

Applying wearable sensors for routine monitoring and the study of personal exposure to environmental stressors can help to better understand the spatial and temporal variations of pollutants in urban areas. The benefit of mobile measurements is to complement stationary data with real-world data from wearable devices that are carried throughout the urban space. Wearable sensors have the potential to investigate spatio-temporal patterns to validate models, reveal local hotspots and last but not least raise awareness within citizen-science projects (Borrego et al., 2016; Jerrett et al., 2017; Reis et al., 2015). We see further potential in the development of easy-to-use wearable sensors that can be set to short record intervals for a small spatio-temporal resolution.

We recommend further development of smartphone software that fully integrates sensor data processing, storage and visualization. In conclusion we encourage the usage of smart wearable environmental sensors for exposure assessments with the general public but emphasize the necessity of prior hardware tests in order to prevent misclassification of data. In any case the sensor equipment must be tailored to the objectives and users of the study. Especially as new devices become available, accurate sensor data is the basis for a valid data interpretation in applied environmental research.

Acknowledgements

We thank Chloe Begg for proof reading this manuscript. This work was supported by a scholarship of the German Federal Environmental Foundation (No: 20015/411).

Appendix A. Supporting information

Supplementary data to this article can be found online at https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.08.057.

References

Aguiar, E.F.K., Roig, H.L., Mancini, L.H., Carvalho, E.N.C.B.d., 2015. Low-cost sensors calibration for monitoring air quality in the Federal District—Brazil. J. Environ. Prot. 06, 173–189.
Amaral, S.S., de Carvalho, J.A., Costa, M.A.M., Pinheiro, C., 2015. An overview of particulate matter measurement instruments. Atmosphere 6, 1327–1345.
Babisch, W., Greye, S., Schreiber, H., 2007. Lärm - das unterschätzte Risiko!.
Billionnet, C., Sherrill, D., Annesi-Maesano, I., study, G., 2012. Estimating the health effects of exposure to multi-pollutant mixture. Ann. Epidemiol. 22, 126–141.
Borrego, C., Costa, A.M., Ginja, J., Amorim, M., Coutinho, M., Karatzas, K., Sioumis, T., Katsifarakis, N., Konstantinidis, K., De Vito, S., Esposito, E., Smith, P., Andre, N., Gerard, P., Francis, L.A., Castell, N., Schneider, P., Viana, M., Minguillon, M.C., Reimringer, W., Otjes, R.P., von Sicard, O., Pohle, R., Elen, B., Suriano, D., Pfister, V., Prato, M., Dipinto, S., Penza, M., 2016. Assessment of air quality microsensors versus reference methods: the EuNetAir joint exercise. Atmos. Environ. 147, 246–263.
Castell, N., Dauge, F.R., Schneider, P., Vogt, M., Lerner, U., Fishbain, B., Broday, D., Bartonova, A., 2017. Can commercial low-cost sensor platforms contribute to air quality monitoring and exposure estimates? Environ. Int. 99, 293–302.
Chaix, B., Kestens, Y., Duncan, D.T., Brondeel, R., Meline, J., El Aarbaoui, T., Pannier, B., Merlo, J., 2016. A GPS-based methodology to analyze environment-health associations at the trip level: case-crossover analyses of built environments and walking. Am. J. Epidemiol. 184, 570–578.
EEA, 2017. Copernicus Land monitoring Service - Local Component. Urban Atlas. European Environment Agency, Copenhagen.
Dias, D., Tchepel, O., 2014. Modelling of human exposure to air pollution in the urban environment: a GPS-based approach. Environ. Sci. Pollut. Res. Int. 21, 3558–3571.
Donaire-Gonzalez, D., Valentin, A., de Nazelle, A., Ambros, A., Carrasco-Turigas, G., Seto, E., Jerrett, M., Nieuwenhuijsen, M.J., 2016. Benefits of mobile phone technology for personal environmental monitoring. JMIR Mhealth Uhealth 4, e126.
Dons, E., Laeremans, M., Orjuela, J.P., Avila-Palencia, I., Carrasco-Turigas, G., Cole-Hunter, T., Anaya-Boig, E., Standaert, A., De Boever, P., Nawrot, T., Gotschi, T., de Nazelle, A., Nieuwenhuijsen, M., Int Panis, L., 2017. Wearable sensors for personal monitoring and estimation of inhaled traffic-related air pollution: evaluation of methods. Environ. Sci. Technol. 51, 1859–1867.
Fishbain, B., Lerner, U., Castell, N., Cole-Hunter, T., Popoola, O., Broday, D.M., Iniguez, T.M., Nieuwenhuijsen, M., Jovasevic-Stojanovic, M., Topalovic, D., Jones, R.L., Galea, K.S., Etzion, Y., Kizel, F., Golumbic, Y.N., Baram-Tsabari, A., Yacobi, T., Drahler, D., Robinson, J.A., Kocman, D., Horvat, M., Svecova, V., Arpaci, A., Bartonova, A., 2017. An evaluation tool kit of air quality micro-sensing units. Sci. Total Environ. 575, 639–648.
Germany, F.R.o., 2017. Act on the Prevention of Harmful Effects on the Environment caused by Air Pollution, Noise, Vibration and Similar Phenomena (Federal Immission Control Act), as amended and promulgated on 17 May 2013 (Federal Law Gazette I. p. 1274), as last amended by Article 3 of the Act of 18 July 2017 (Federal Law Gazette I. p. 2771).
Giavarina, D., 2015. Understanding Bland Altman analysis. Biochem. Med. (Zagreb) 25, 141–151.
Gozzi, F., Della Ventura, G., Marcelli, A., 2016. Mobile monitoring of particulate matter: state of art and perspectives. Atmos. Pollut. Res. 7, 228–234.
Huck, J.J., Whyatt, J.D., Coulton, P., Davison, B., Gradinar, A., 2017. Combining physiological, environmental and locational sensors for citizen-oriented health applications. Environ. Monit. Assess. 189, 114.

Huth, R., 2011. Genauigkeit und Reaktionszeiten von Temperaturmessgeräten. In: Der Bausachverständige.
Jerrett, M., Donaire-Gonzalez, D., Popoola, O., Jones, R., Cohen, R.C., Almanza, E., de Nazelle, A., Mead, I., Carrasco-Turigas, G., Cole-Hunter, T., Triguero-Mas, M., Seto, E., Nieuwenhuijsen, M., 2017. Validating novel air pollution sensors to improve exposure estimates for epidemiological analyses and citizen science. Environ. Res. 158, 286–294.
Jovasevic-Stojanovic, M., Bartonova, A., Topalovic, D., Lazovic, I., Pokric, B., Ristovski, Z., 2015. On the use of small and cheaper sensors and devices for indicative citizen-based monitoring of respirable particulate matter. Environ. Pollut. 206, 696–704.
Juarez, P.D., Matthews-Juarez, P., Hood, D.B., Im, W., Levine, R.S., Kilbourne, B.J., Langston, M.A., Al-Hamdan, M.Z., Crosson, W.L., Estes, M.G., Estes, S.M., Agboto, V.K., Robinson, P., Wilson, S., Lichtveld, M.Y., 2014. The public health exposome: a population-based, exposure science approach to health disparities research. Int. J. Environ. Res. Public Health 11, 12866–12895.
Kardous, C.A., Shaw, P.B., 2014. Evaluation of smartphone sound measurement applications. J. Acoust. Soc. Am. 135, EL186–192.
Khoury, M.J., Ioannidis, J.P., 2014. Medicine. Big data meets public health. Science 346, 1054–1055.
Koehler, K.A., Peters, T.M., 2015. New methods for personal exposure monitoring for airborne particles. Curr. Environ. Health Rep. 2, 399–411.
Korpilo, S., Virtanen, T., Lehvävirta, S., 2017. Smartphone GPS tracking—inexpensive and efficient data collection on recreational movement. Landsc. Urban Plan. 157, 608–617.
Kumar, P., Morawska, L., Martani, C., Biskos, G., Neophytou, M., Di Sabatino, S., Bell, M., Norford, L., Britter, R., 2015. The rise of low-cost sensing for managing air pollution in cities. Environ. Int. 75, 199–205.
Kwan, M.P., 2009. From place-based to people-based exposure measures. Soc. Sci. Med. 69, 1311–1313.
Lawless, P., Thornburg, J., Rodes, C., Williams, R., 2012. Personal exposure monitoring wearing protocol compliance: an initial assessment of quantitative measurement. J. Expo. Sci. Environ. Epidemiol. 22, 274–280.
Lewis, A., Edwards, P., 2016. Validate personal air-pollution sensors. Nature 535, 29–31.
Loh, M., Sarigiannis, D., Gotti, A., Karakitsios, S., Pronk, A., Kuijpers, E., Annesi-Maesano, I., Baiz, N., Madureira, J., Oliveira Fernandes, E., Jerrett, M., Cherrie, J.W., 2017. How sensors might help define the external exposome. Int. J. Environ. Res. Public Health 14.
Mahesh, B.R., Kumar, M.B., Manoharan, R., Somasundaram, M., Karthikeyan, S.P., 2012. Portability of mobile applications using PhoneGap: a case study. In: International Conference on Software Engineering and Mobile Application Modelling and Development (ICSEMA 2012).
Manikonda, A., Zikova, N., Hopke, P.K., Ferro, A.R., 2016. Laboratory assessment of low-cost PM monitors. J. Aerosol Sci. 102, 29–40.
Meier, F., Fenner, D., Grassmann, T., Otto, M., Scherer, D., 2017. Crowdsourcing air temperature from citizen weather stations for urban climate research. Urban Climate 19, 170–191.
Mueller, N., Rojas-Rueda, D., Basagana, X., Cirach, M., Cole-Hunter, T., Dadvand, P., Donaire-Gonzalez, D., Foraster, M., Gascon, M., Martinez, D., Tonne, C., Triguero-Mas, M., Valentin, A., Nieuwenhuijsen, M., 2017. Urban and transport planning related exposures and mortality: ahealth impact assessment for cities. Environ. Health Perspect. 125, 89–96.
Muzet, A., 2007. Environmental noise, sleep and health. Sleep Med. Rev. 11, 135–142.
Nakayoshi, M., Kanda, M., de Dear, R., 2015. Globe Anemo-radiometer. Bound.-Layer Meteorol. 155, 209–227.
Nieuwenhuijsen, M.J., Donaire-Gonzalez, D., Foraster, M., Martinez, D., Cisneros, A., 2014. Using personal sensors to assess the exposome and acute health effects. Int. J. Environ. Res. Public Health 11, 7805–7819.
Northcross, A.L., Edwards, R.J., Johnson, M.A., Wang, Z.M., Zhu, K., Allen, T., Smith, K.R., 2013. A low-cost particle counter as a realtime fine-particle mass monitor. Environ. Sci.: Processes Impacts 15, 433–439.
Nyarku, M., Mazaheri, M., Jayaratne, R., Dunbabin, M., Rahman, M.M., Uhde, E., Morawska, L., 2018. Mobile phones as monitors of personal exposure to air pollution: is this the future? PLoS One 13, e0193150.
Nyhan, M., Grauwin, S., Britter, R., Misstear, B., McNabola, A., Laden, F., Barrett, S.R., Ratti, C., 2016. "Exposure track"-the impact of mobile-device-based mobility patterns on quantifying population exposure to air pollution. Environ. Sci. Technol. 50, 9671–9681.
Okokon, E., Yli-Tuomi, T., Turunen, A., Taimisto, P., Pennanen, A., Vouitsis, I., Samaras, Z., Voogt, M., Keuken, M., Lanki, T., 2017. Particulates and noise exposure during bicycle, bus and car commuting: a study in three European cities. Environ. Res. 154, 181–189.
Park, Y.M., Kwan, M.P., 2017. Individual exposure estimates may be erroneous when spatiotemporal variability of air pollution and human mobility are ignored. Health Place 43, 85–94.
Reis, S., Seto, E., Northcross, A., Quinn, N.W., Convertino, M., Jones, R.L., Maier, H.R., Schlink, U., Steinle, S., Vieno, M., Wimberly, M.C., 2015. Integrating modelling and smart sensors for environmental and human health. Environ. Model. Softw. 74, 238–246.
Richardson, D.B., Volkow, N.D., Kwan, M.P., Kaplan, R.M., Goodchild, M.F., Croyle, R.T., 2013. Medicine. Spatial turn in health research. Science 339, 1390–1392.
Rivas, I., Kumar, P., Hagen-Zanker, A., Andrade, M.D., Slovic, A.D., Pritchard, J.P., Geurs, K.T., 2017. Determinants of black carbon, particle mass and number concentrations in London transport microenvironments. Atmos. Environ. 161, 247–262.
Snyder, E.G., Watkins, T.H., Solomon, P.A., Thoma, E.D., Williams, R.W., Hagler, G.S., Shelow, D., Hindin, D.A., Kilaru, V.J., Preuss, P.W., 2013. The changing paradigm of air pollution monitoring. Environ. Sci. Technol. 47, 11369–11377.
Sousan, S., Koehler, K., Hallett, L., Peters, T.M., 2017. Evaluation of consumer monitors to measure particulate matter. J. Aerosol Sci. 107, 123–133.
Steinle, S., Reis, S., Sabel, C.E., 2013. Quantifying human exposure to air pollution–moving from static monitoring to spatio-temporally resolved personal exposure assessment. Sci. Total Environ. 443, 184–193.
Steinle, S., Reis, S., Sabel, C., Semple, S., Twigg, M., Braban, C., Leeson, S., Heal, M., Harrison, D., Lin, C., Wu, H., 2015a. Personal exposure monitoring of PM2.5 in indoor and outdoor microenvironments. Sci. Total Environ. 508, 383–394.
Steinle, S., Reis, S., Sabel, C.E., Semple, S., Twigg, M.M., Braban, C.F., Leeson, S.R., Heal, M.R., Harrison, D., Lin, C., Wu, H., 2015b. Personal exposure monitoring of PM2.5 in indoor and outdoor microenvironments. Sci. Total Environ. 508, 383–394.
Taylor, K.E., 2001. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. J. Geophys. Res. 106, 7183–7192.
Tonne, C., Basagana, X., Chaix, B., Huynen, M., Hystad, P., Nawrot, T.S., Slama, R., Vermeulen, R., Weuve, J., Nieuwenhuijsen, M., 2017. New frontiers for environmental epidemiology in a changing world. Environ. Int. 104, 155–162.
TSI, 2013. Choosing an Optical Particle Counter.
Ueberham, M., Schmidt, F., Schlink, U., 2018. Advanced smartphone-based sensing with open-source task automation. Sensors (Basel) 18.
VDI, 2011. In: Ingenieure V.D (Ed.), Methoden bodengebundener Stadt- und Standortklimamessungen mit mobilen Messsystemen.
Vlachokostas, C., Achillas, C., Michailidou, A.V., Moussiopoulos, N., 2012. Measuring combined exposure to environmental pressures in urban areas: an air quality and noise pollution assessment approach. Environ. Int. 39, 8–18.
Wild, C.P., 2012. The exposome: from concept to utility. Int. J. Epidemiol. 41, 24–32.
Willmott, C.J., 1981. On the validation of models. Phys. Geogr. 2, 184–194.
World Health Organization, W, 2005. In: World Health Organization W (Ed.), Air Quality Guidelines for Particulate Matter, Ozone, Nitrogen Dioxide and Sulfur Dioxide.
Zhou, C., Yuan, J.Z., Liu, H.Z., Qiu, J., 2017. Bluetooth indoor positioning based on RSSI and Kalman filter. Wirel. Pers. Commun. 96, 4115–4130.

Supplementary information

Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements – a ranking study

Maximilian Ueberham[1], *Uwe Schlink*[1]

[1] Department of Urban and Environmental Sociology, Helmholtz Centre for Environmental Research – UFZ, Leipzig, Germany

Corresponding author:
Maximilian Ueberham
Helmholtz Centre for Environmental Research – UFZ
Permoserstr. 15, 04318 Leipzig, Germany
Phone +49 341 235 1740
Email: maximilian.ueberham@ufz.de

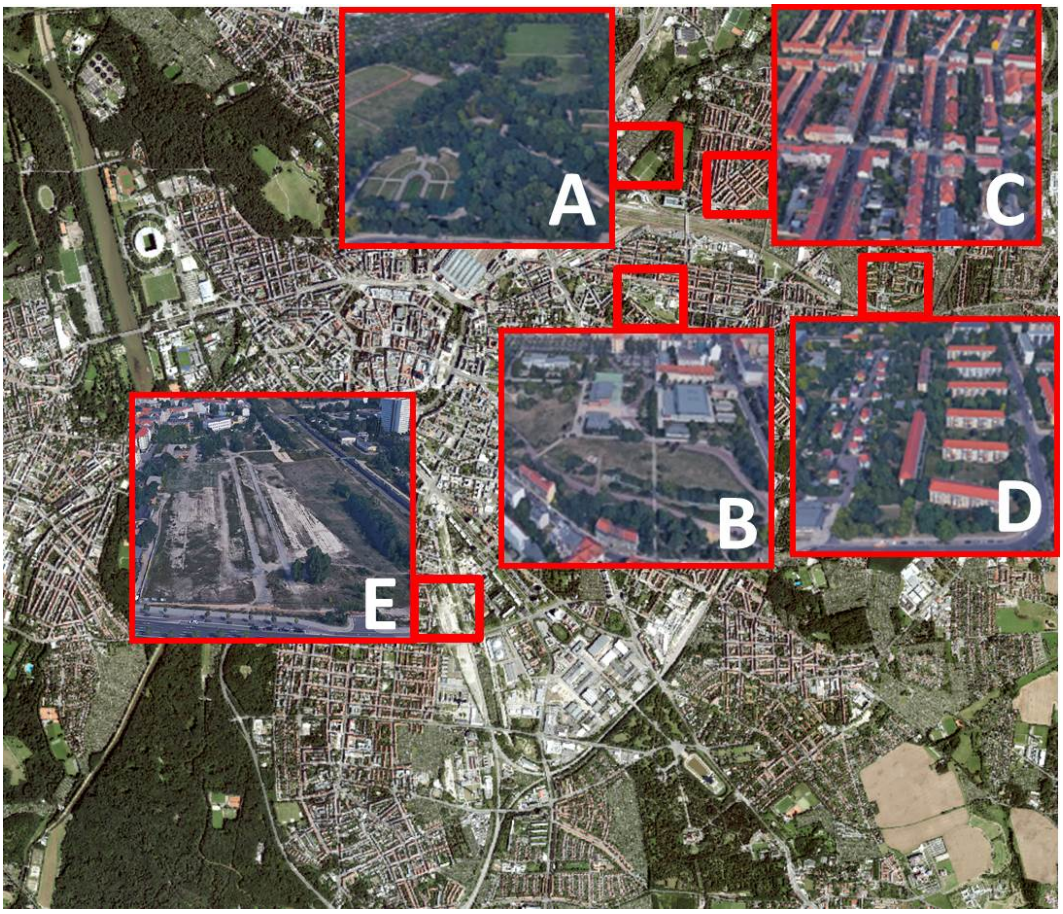
Figure SI-1: Selected Urban Structure Types (UST) for GPS comparison based on EEA
Figure SI-2: Devices for temperature, particle number counts, noise and GPS
Figure SI-3: GPS device accuracy
Figure SI-4: Reaction time of temperature sensors in climate chamber.
Figure SI-5: Bland-Altman Plots

Table SI-1: Metrics used for comparing sensor data
Table SI-2: Linear regression coefficients for outdoor measurements

Table SI-1. Metrics used for comparing sensor data. M_i indicates a value measured by one of the test devices and RM_i indicates the reference sensors measurements.

Comparison metrics	Short name	Mathematical formulas	Characteristics
Mean Bias Error	MBE	$MBE = \bar{M} - \overline{RM}$	Estimation of the magnitude of differences between sensors estimation and reference values averaged over the whole sampling period.
Root Mean Square Error	RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(M_i - RM_i)^2}$	Indicates the magnitude of the error and retains the variable's unit; is sensitive to extreme values and to outliers; tends to vary as a function of the standard deviation of the RM.
Correlation Coefficient	r	$r = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(M_i - \overline{M})(M_i - \overline{RM})}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(M_i - \overline{M})^2 \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(RM_i - \overline{RM})^2}}$	Measures the strength and the direction of a linear relationship between two variables, and receives a value between -1 and 1; is independent of the difference in the variance (var) of M and RM, thus if r=1 and var(M)<var(RM), then variance correction may be required.
Index od Agreement	IA	$IA = 1 - (\frac{\sum_{i=1}^{N}(M_i - RM_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(\lvert M_i - \overline{RM}\rvert + \lvert M_i - \overline{RM}\rvert)^2})$	
Mean Absolute Error	MAE	$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\lvert M_i - RM_i\rvert$	Indicates the average of the magnitude of the errors; it does not indicate the direction of the error, but only its magnitude and its sensitive to outliers. Can be normalised with the standard deviation of the observations from the reference instrument.
Bland Altman Plot	BAP	$y - axis: \ M_i - RM_i$ $x - axis: \ \frac{(M_i + RM_i)}{2}$	The y axis shows the difference between the two paired measurements and the x axis represents the average of these measures. 95% of the data points should lie within ± 2s of the mean difference.
Difference range	DR	$DR = 1.96\sqrt{\frac{1}{N}\sum((Mi - RMi) - (\overline{Mi - RMi}))^2}$	Range of difference between test and reference device

Figure SI-1. Selected Urban Structure Types (UST) for GPS comparison in the City of Leipzig. Based on EEA (European Environment Agency) The Urban Atlas 2012.



A = green urban area high density, B = green urban area low density, C = continuous Urban fabric > 80%, D = discontinuous medium density urban fabric 30 – 80 %, E = brownfield

Figure SI-2. Devices for temperature (A: TSItemp, B: TexIn, C: Testo), particle number counts (D: TSIpm, E: Dylos), noise (F: PCE, G: NoiseApp), GPS (H: Garmin, G: GPSApp, I: Qstarz)

Figure SI-3. GPS device accuracy (DR in meter, mean of all UST measurements)

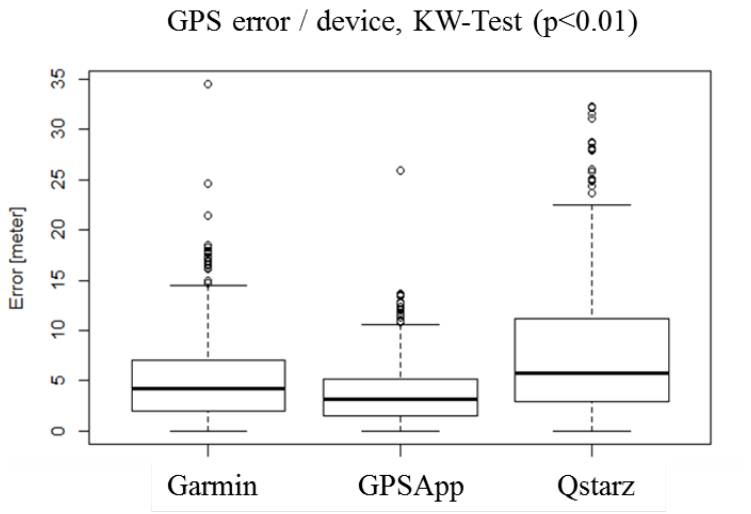


Figure SI-4. Reaction time τ of temperature sensors in a climate chamber. $T(t) = T_K - (T_K - T_o) \cdot \exp(-t/\tau)$ with initial laboratory temperature $T_o = 26°C$ and climate chamber temperature $T_K = 29°C$. The slope of a plot represents $-1/\tau$ and was estimated by regression together with the uncertainties.

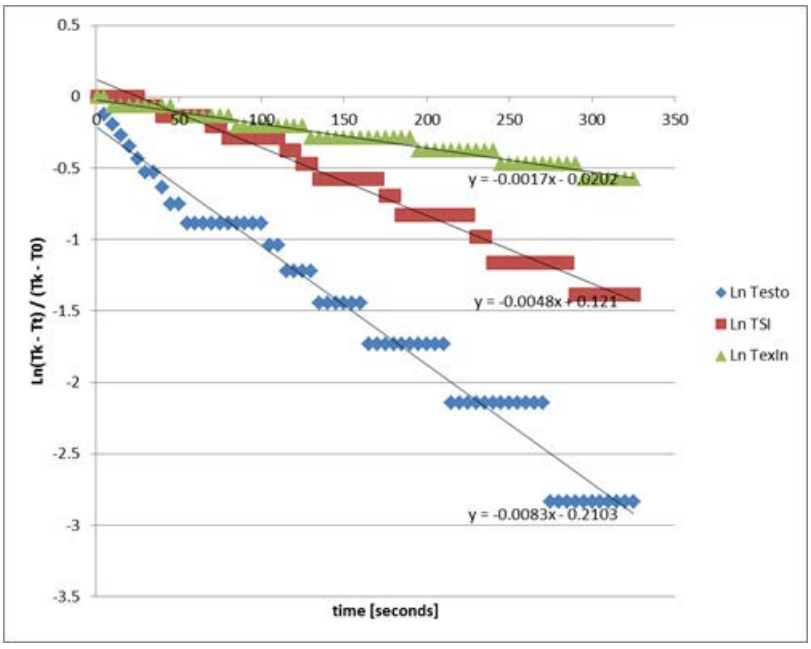
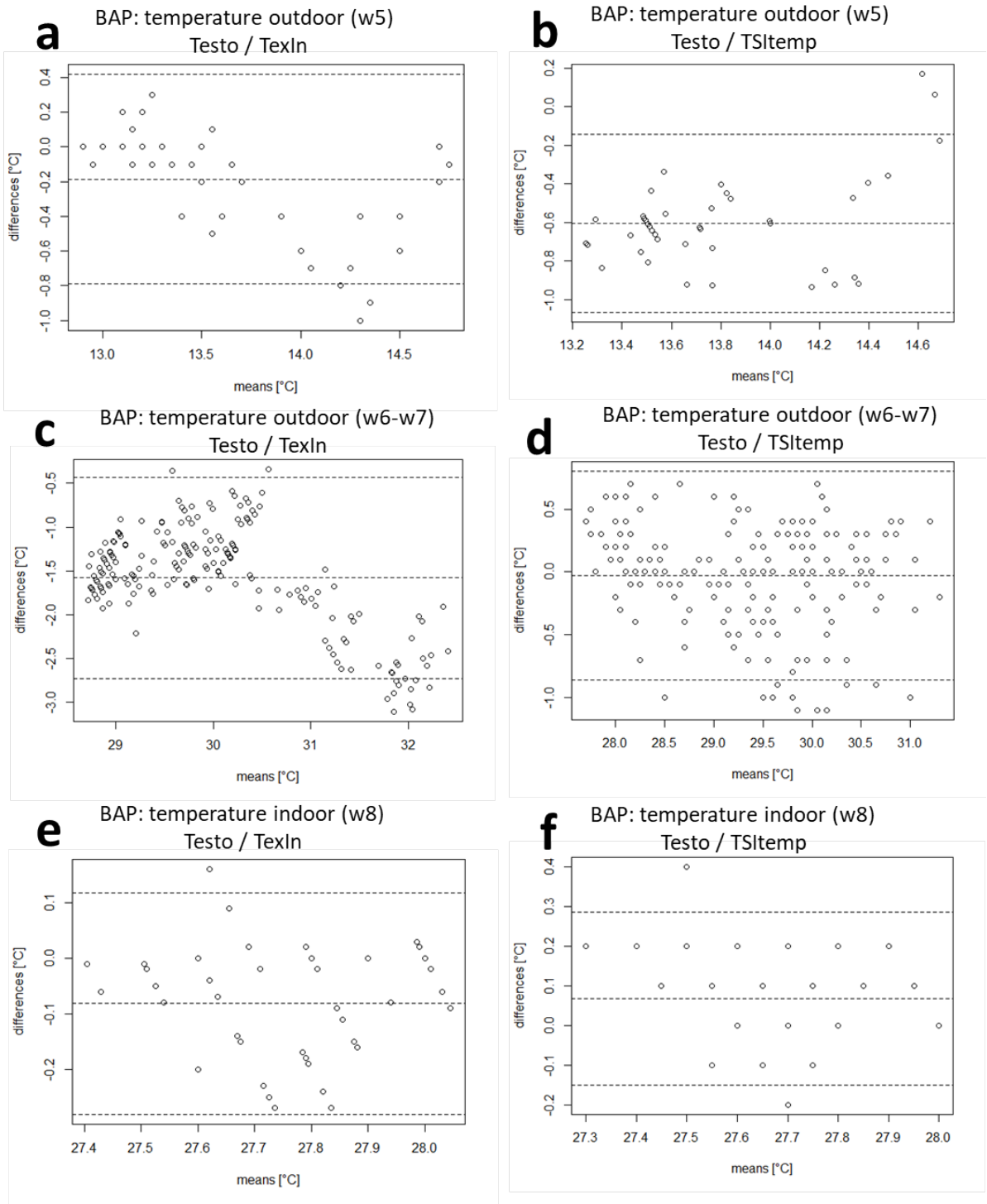


Figure SI-5. Bland-Altman Plots for Temperature and PNC 2.5. The Y axis shows the difference between the paired records of two devices (RMi-Mi) and the X axis represents the average of these measures ((RMi+Mi)/2). So the difference of two paired records is plotted against the mean of these two records. Bland & Altman recommended that 95% of the data points should lie within DR ±1.96 of the mean difference. This is the case in all plots.



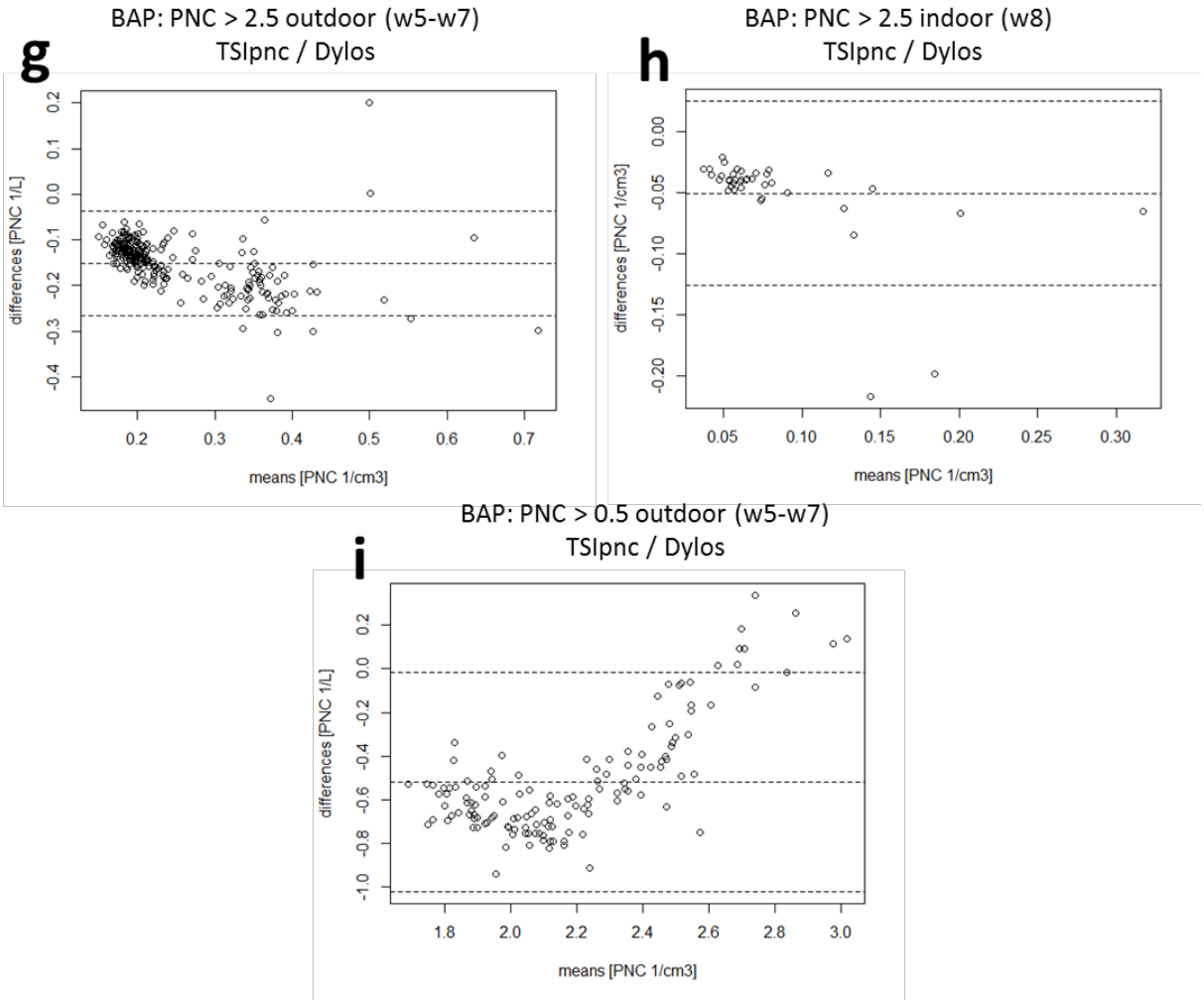


Table SI-2: Linear regression coefficients for outdoor measurements ($RM_i = \beta_0 + \beta_1 M_i + \varepsilon_i$). (* p < 0.001)

reference (RM_i)	***test device (M_i)***	$\boldsymbol{\beta_0}$	$\boldsymbol{\beta_1}$	$\boldsymbol{R^2}$
testo	TexIn	1.14 (°C)	0.91*	0.99
testo	TSItemp	-1.00 (°C)	1.03*	0.99
PCE	NoiseApp	4.02 (dBA)	0.92*	0.85
TSIpnc >2.5	Dylos >2.5	- 30.43 (1/L)	0.63*	0.71
TSIpnc >0.5	Dylos >0.5	-1662.4	1.47*	0.65

4.2 Advanced smartphone-based sensing with open-source task automation

Paper II Maximilian Ueberham, Florian Schmidt, Uwe Schlink
sensors. 18 (8): 1-9.
doi: 10.3390/s18082456

sensors

MDPI

Article

Advanced Smartphone-Based Sensing with Open-Source Task Automation

Maximilian Ueberham [1,*], Florian Schmidt [2] and Uwe Schlink [1]

[1] Department of Urban and Environmental Sociology, Helmholtz Centre for Environmental Research—UFZ, 04318 Leipzig, Germany; uwe.schlink@ufz.de
[2] LeanERA GmbH, 04109 Leipzig, Germany; florianschmidt2207@gmail.com
* Correspondence: maximilian.ueberham@ufz.de; Tel.: +49-341-235-1740

Received: 13 June 2018; Accepted: 26 July 2018; Published: 29 July 2018

Abstract: Smartphone-based sensing is becoming a convenient way to collect data in science, especially in environmental research. Recent studies that use smartphone sensing methods focus predominantly on single sensors that provide quantitative measurements. However, interdisciplinary projects call for study designs that connect both, quantitative and qualitative data gathered by smartphone sensors. Therefore, we present a novel open-source task automation solution and its evaluation in a personal exposure study with cyclists. We designed an automation script that advances the sensing process with regard to data collection, management and storage of acoustic noise, geolocation, light level, timestamp, and qualitative user perception. The benefits of this approach are highlighted based on data visualization and user handling evaluation. Even though the automation script is limited by the technical features of the smartphone and the quality of the sensor data, we conclude that task automation is a reliable and smart solution to integrate passive and active smartphone sensing methods that involve data processing and transfer. Such an application is a smart tool gathering data in population studies.

Keywords: smartphone sensors; personal exposure monitoring; task automation; participatory sensing; acoustic noise; geolocation; cycling

1. Introduction

Smartphones are nowadays well established and commonly used for private purposes [1]. Thousands of applications exist that support users in several ways, e.g., for navigation, fitness, messaging, or daily scheduling [2]. In comparison to that, environmental research is a relatively new area of smartphone application. Its usefulness has been shown in recent years as technological tools in numerous research areas, e.g., to capture notes, conversations, pictures, videos, or for remote monitoring [3,4]. Besides, the technological features of the smartphones become more important and new developments allow for increasingly specialized applications.

Thus, smartphones have recently been equipped with smaller and technically advanced sensors to monitor motion, position, temperature, humidity, light, air pressure, noise, or heart rate. These parameters reveal novel possibilities of signal processing for research purposes.

Today, there are already publications about smartphone sensing methods (SSMs) on topics of

- ecosystem services in geo- and citizen science [5–7],
- human activity, health, and well-being in medicine and sports science [8–12],
- urban microclimate in meteorology [13,14],
- air pollution and noise in geography [15–17],
- mobility and human movements in transport planning [18–20], and

- social interaction and behavior in social science [21–23].

Based on these publications SSMs can be differentiated in active and passive sensing tasks. Passive SSMs enable automated collection of smartphone generated data, for example, by the accelerometer, GPS data, and ambient noise levels. Active sensing tasks ask for an active user contribution such as taking a picture, tagging a place or entering text. The passive collection is more often used in quantitative and active collection in qualitative research.

A special case is citizen-science research that builds on different research subjects with the aim of involving non-professional scientists or the general public in projects to generate collective knowledge through co-production [5,24]. In this context, the field of participatory sensing is coming to the forefront of methods that are used [25]. The collective use of SSMs in participatory sensing empowers people to use their own smartphone to collect data on issues in their own interest, e.g., noise along near road, air pollution on the balcony, or heat stress at work [26–28].

The aforementioned publications have in common that they use either passive or active SSMs or focus just on single sensor signals. There is a lack of knowledge about the integrated use of multiple smartphone sensor signals with a combination of active and passive SSMs in scientific research. As interdisciplinary research projects tend to work on applied studies were both quantitative and qualitative data are collected, we see substantial needs to advance SSMs for this purpose. Task automation for smartphones could be one valuable solution. Automation applications for smartphones can access all internal and external sensors, as well as audiovisual features to perform user specific tasks. To the best of our knowledge, automation applications for smartphones have not been used or applied in environmental research and participatory sensing to date. Environmental science is a research area where SSMs offer tremendous potential for mobile data collection and monitoring [4,29]. So far, they are used within the coder community to design task applications that can simplify everyday tasks [30].

Therefore, our aim was to investigate whether smartphone software can be used to manage multiple sensor signals for the integration of passive and active sensing and to use this data for spatio-temporal context analysis. We designed a script for task automation that stores quantitative records of noise and light-level together with timestamp, geolocation, and a qualitative user feedback.

The applicability has been validated through the visualization of measurements and a rating of the users' handling experiences. We applied the smartphone application in a study about personal exposure of cyclists because they are exposed to several environmental stressors in daily life, like acoustic noise, air pollution, and heat [31,32]. Assessing this everyday exposure is a major methodological challenge as people are moving in space. For our case study, we took the importance of end-user comfort very seriously when designing the task application. As participants in exposure studies are usually from the general public and they have no special technical knowledge, it is important to keep SSMs as simple as possible to guarantee an unimpeded study and to keep participants highly motivated.

We also discuss the application possibilities for environmental research in general and conclude with recommendations for studies that consider using task automation with passive and active SSMs.

2. Materials and Methods

2.1. Device Sensors and Task Application

The basic equipment included 15 smartphones (Motorola G3, Android 6.0) that are available for the participatory sensing study with cyclists. As we were interested in the spatio-temporal context of the noise exposure, the location of the cyclists was of major importance. Therefore, we integrated geolocation via GPS coordinates and used the open source application "GPS Logger" (https://code.mendhak.com/gpslogger/). It was furthermore important to control for (a) outdoor application and (b) wearing compliance. We instructed the participants to use the smartphone being attached to the upper arm only outdoors while cycling. Light levels above a predefined threshold indicate whether the

person was in an outdoor environment or not. Finally, an active sensing part was integrated in form of a short survey that appeared on the screen and asked for the user's feedback. We asked for (a) the purpose of the trip (answer as free text field: e.g., work, home, leisure), (b) type of route choice (answer options: habitual, unusual), (c) taken detours (answer options: yes, no), and (d) rating of perceived exposure to noise on this route (answer on a rating scale: 1 low–5 high, Figure 1). The timestamp of the smartphone was the record reference synchronizing all of the sensor signals. All sensor signals that were utilized are listed in Table 1.

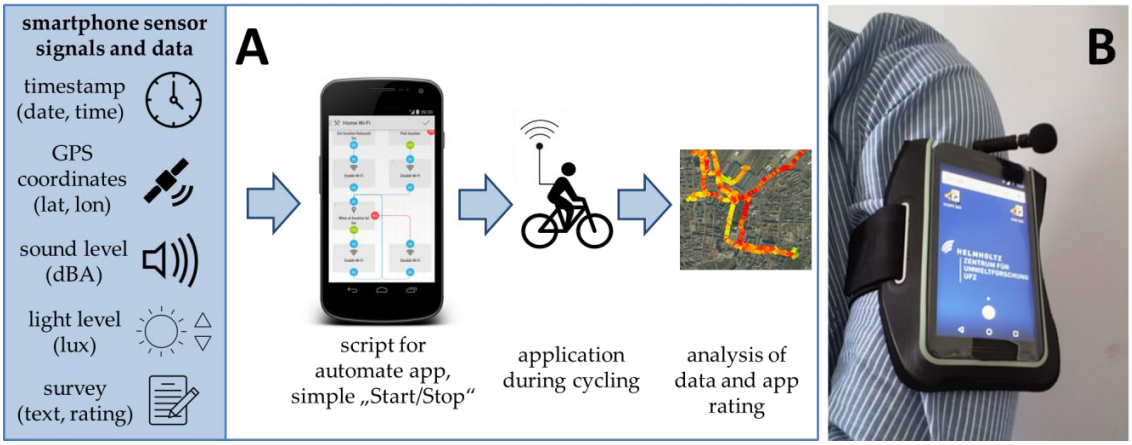


Figure 1. Study design (**A**). Smartphone with external microphone attached to arm (**B**).

Table 1. Sensor signals and value range.

Proxy	Timestamp	GPS, Latitude	GPS, Longitude	Sound Level	Light Level	User Feedback
SSM	passive	passive	passive	passive	passive	active
value unit	dd.mm.yyyy hh:mm:ss	decimal degrees	decimal degrees	decibel A-weighting (dBA)	lux	text, ordinal rating
range	0–24 h	51.25–51.40	12.24–12.51	30–90	0–60.000	1–5
sensor	internal clock	internal GPS, WLAN, GSM		external microphone	internal light sensor	screen

We focused on the concept of automated task applications, as they can automate various tasks on the smartphone. They capture the sensor signals from the device and can combine, process, and store the values based on commands, time, or location. The main requirement for the application was the ease-of-use aspect. Therefore, we worked with a "start and stop widget" on the smartphone's homescreen. In addition, we integrated a task for automatic data transfer to a database server, to ensure immediate access after collection.

We finally have chosen the open-source task application *Automate* (http://llamalab.com/automate/) to design a script for the management of the sensor signals. *Automate* is a basic software that operates using flowcharts ("flows") of tiles. Each tile will perform a single task and a group of tiles is named "fiber". All of the fibers together form the flow (a script code) that ends up in the intended output (e.g., value, table). A basic principle to connect the tiles are logic operations (e.g., IF, AND, OR). We used the Automate Version 1.7.1 that is available at the Android Google Play Store.

Except for acoustic noise, all of the sensors were internal features of the smartphone. The sound level was detected by an external microphone with foam windscreen (Edutige ETM-001), as we noticed that the internal microphone would be covered by the bracelet during application, thus causing errors.

2.2. Application Evaluation

The final programmed application was evaluated in three ways: based on (1) the operability of the script and correct data output, (2) geographic visual proof of the data, and (3) the ease-of-use rating of cyclists that participated in the exposure study.

The correct working script stored all merged sensor signal data of the recorded bike trip in a comma separated file (csv) on the local smartphone memory. Additionally, the file was automatically transferred to a database on a cloud server in near real time.

The visual and geographical proof of the data output is of high relevance as data was needed for further spatio-temporal analysis in the exposure study project. It is of importance that the cycling tracks (GPS) are correctly represented and merged with the other sensor data.

The ease-of-use rating of the application was performed after the exposure study. Therefore, 66 cyclists used the same study smartphone with the installed automation application for one week during daily cycling in the study period from June to September 2017. The study area was the City of Leipzig, Germany. All of the participants signed written informed consent. The study design was approved by the ethics committee of the Leipzig University (No. 191/17-ek).

The smartphones had mobile internet connection to allow for direct data transfer to the cloud server. Before starting the bike trip the users had to press just a start-widget on the smartphone's homescreen and to attach the device on the left arm. After finishing the bike trip, users simply pressed the stop-widget and answered the appearing questions related to the trip and exposure perception. The final ease-of-use evaluation of the device handling was done via an online survey that the users filled after their study participation. They rated the handling of the application (1 very easy–5 very complicated) and the wearing comfort of the smartphone (1 very high–5 very low).

3. Results

3.1. Skript Programming

The developed script for *Automate* was able to retrieve the desired sensor signals and store them in a predetermined interval (in our case 2 s) with a timestamp in a table. In addition, a text and scoring query was successfully integrated, which makes it possible to retrieve additional information from the user. We inquired about the purpose of the cycle route, possible detours, and the subjectively perceived exposure to noise.

Therefore, we designed two flowcharts with the software (Figure 2). One for "start track" and one for "stop track". The complete and detailed flowchart scripts can be found in Figure S1.

When the users pressed the start-widget, the application recorded the current timestamp and the name of the smartphone, what was later used to name the target file. The device name is predefined by a separate text file, which is stored in the mobile phone memory. As soon as satellite signals are connected, the measurement loop starts. This will be reported to the user with a screen notification. At the same time, the target csv-file is created and all of the predefined sensor parameters are stored in intervals using the current timestamp.

Arrived at his destination, the user stops the measurement pressing the stop-widget. Subsequently, the GPS application stops tracking and the screen immediately display queries about the purpose of the cycle route, possible detours, and subjective perceived exposure (see Figure S2 for exemplified screenshots). This active sensing data is stored in a separate csv-file. Finally, the notification appears that the measurement has been completed.

3.2. Data Output and Visualization

The operability of the script was evaluated based on the successful storage of a csv-file in our predefined server database immediately after stopping the application. We obtained a spreadsheet with the header "datetime, latitude, longitude, noise, light level". A 2 s recording interval was selected

to capture small-scale differences of the noise intensity. This results in approximately 6 m distance between each measurement (average speed 20 km/h). The interval can be adjusted in the script.

While testing the script output, we made some adjustments to improve the data format. For example, in a first version we had just one column for the GPS coordinates. The final version stores latitude and longitude in separate columns with the advantage of easier post processing for visualization with GI-software (e.g., Google Maps, ArcGIS).

As our final aim was the visualization of the data to reveal personal spatio-temporal exposure to environmental stressors (in this case acoustic noise), we imported the original spreadsheet into ArcGIS. The resulting map shows a segment of a study participant's cycling track (Figure 3).

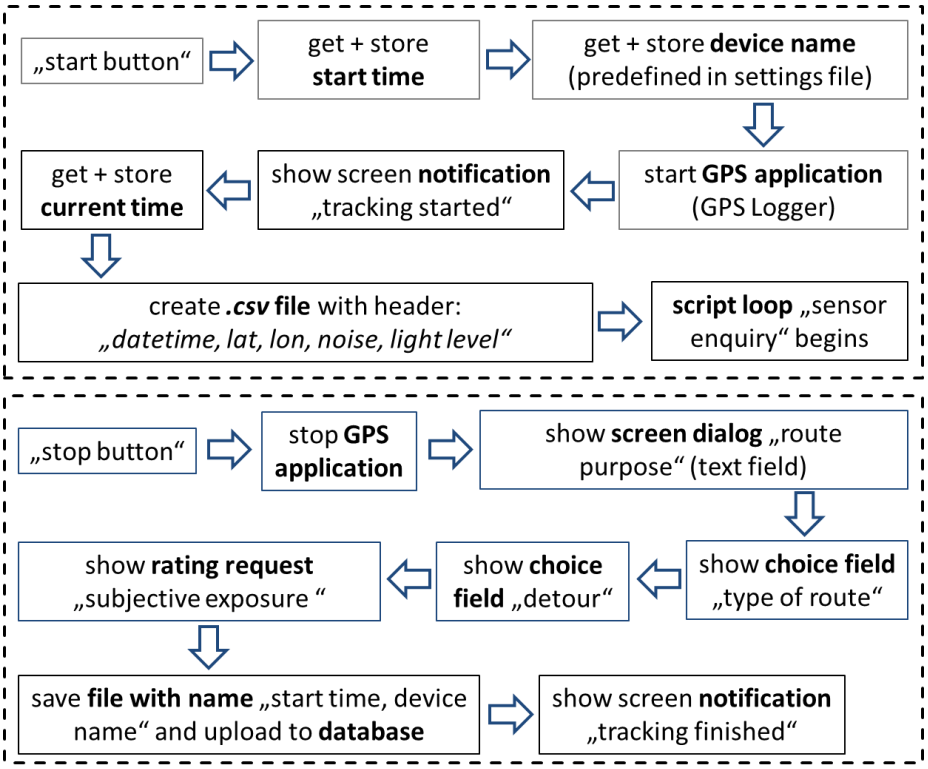


Figure 2. Basic script flowchart.

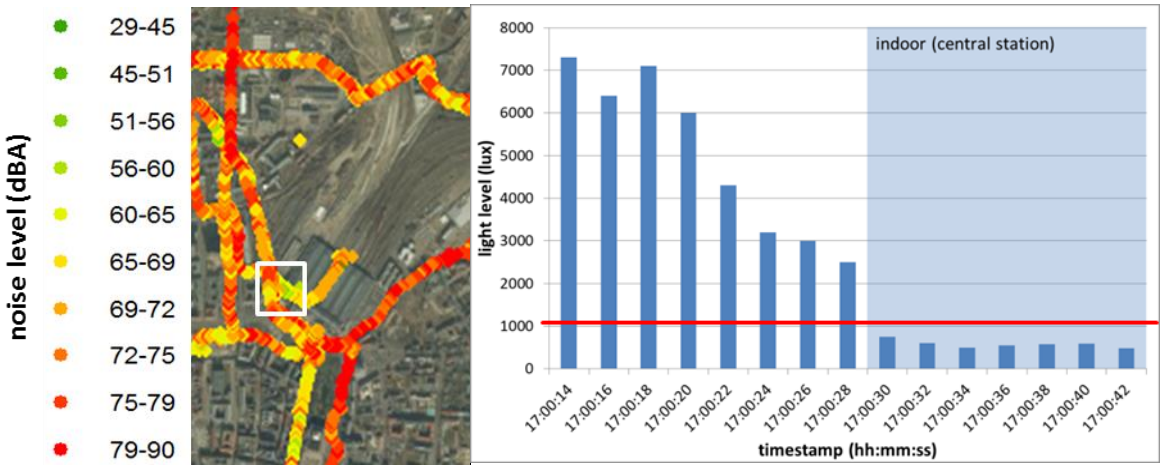


Figure 3. GIS-visualization of noise (dBA) data recorded within the white framed area (**left**) and the corresponding light levels for this timeframe with threshold of 1000 lux in red (**right**).

The map on the left hand side shows the noise levels (29–90 dBA) that were registered at the locations (GPS). Here, we plotted the raw data without outlier removal to highlight the usefulness of the recorded light level data. The light sensor, which actually controls the brightness of the screen, can provide information about whether the device is indoors (<1000 lux) or outdoors (>1000 lux). In our study, we benefit from this data as exclusion criteria for indoor recordings, as we are just interested in the cyclists' outdoor exposure. An exemplified timeframe in which the cyclist went into a building is represented by the white frame on the map (Figure 3, left). The corresponding light level is plotted on the graph (Figure 3, right). The GPS-track on the map reveals that the study participant enters the central station at 17:00:30 as the light level drops < 1000 lux. This prevents mismeasurements in case the user did not stop the application directly after the end of the cycling trip. Besides this incorrectness, the application was sometimes started before the bike trip was started (e.g., when leaving the apartment). In another case with a constant low light level outdoors, the participant did not meet the wearing compliance (smartphone worn in breast pocket, not with bracelet). In all cases, we excluded the recorded data with low light level from further analyses.

3.3. Rating of Handling and Wear Comfort

During the pilot study with cyclists, we already got direct oral feedback that was generally positive when we picked up the smartphones. The application was used by each cyclist 12 times (12 routes) on average. 59 cyclists (55% female) filled the feedback questionnaire online afterwards. Therefore, the ease-of-use evaluation is based on about 708 user-application interactions.

The results shown in Figure 4 indicate that the majority of participants (71%) rated the handling of the application as easy or very easy (median = 1). Whereas, the wearing comfort was rated slightly lower with 67% for very high and high (median = 2). This implies that the application was in general easy to handle for the cyclists with potential in wearing comfort improvements. For both ratings, we found no significant differences in the mean values for age and gender (U-Test > 0.05).

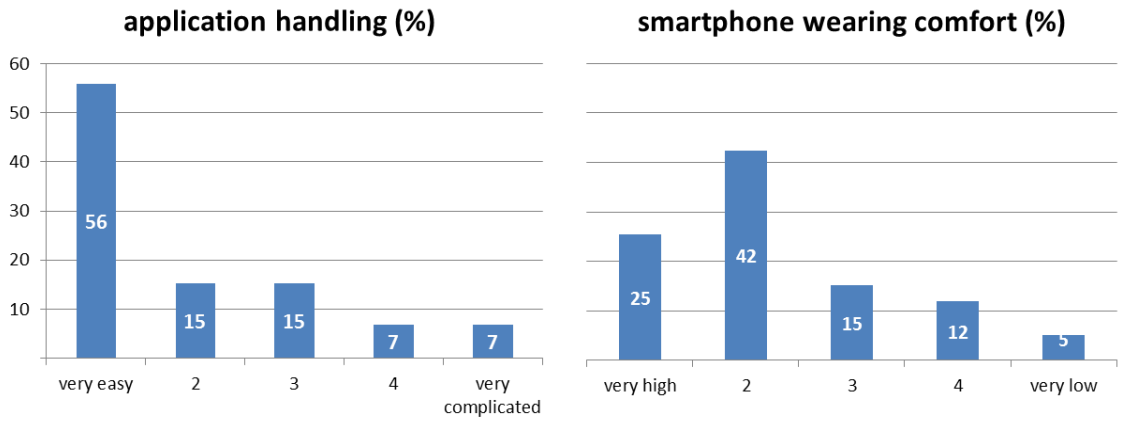


Figure 4. Results of ease-of-use rating for the application/smartphone (n = 59).

4. Discussion

The developed *Automate*-script for smartphone task automation demonstrated that multiple sensor signals can be integrated with time and geolocation to collect data in a personal exposure study with cyclists. The resulting data can be used for further spatial analysis and contribute to an improved understanding of the spatio-temporal exposure to environmental stressors. The greatest advantage of our task automation is the integration of active sensing through the request of notifications that enable user feedback after tracking. Thereby, it is possible to compare this subjective data with the objective data from passive sensing in relation to the same timeframe. This is of special interest for studies were complex spatial problems are investigated that need to consider quantitative and qualitative aspects.

With our script, we showed that task automation is a reliable SSM that has potential to integrate multiple sensor signals. Many combinations of sensor signals are possible and our example to use the light level has shown that the original purpose of the sensor can be utilized as another helpful indicator in a research project. The software *Automate* offers over 300 different task commands to access, combine, store sensor signals, and applications in the smartphone. Furthermore, external sensors can be connected to the device via WLAN, Bluetooth, or NFC.

Smartphones can be used in many research areas as an advanced tool for data management due to their penetration in society and ongoing evolving technology [4]. This technological possibility paves the way to approach several applied research questions among others in natural science, geography, social science, citizen science, public health, and exposure science.

Beside the relevance of our project to advance SSMs, we emphasize that it is always necessary to consider the accuracy of smartphone sensors. It was not the aim of this article to describe the accuracy of the recorded data, but several articles already confirmed the good sensor performance of smartphones in relation to GPS and noise [33]. Furthermore, the comparability of the results depends on the smartphone device model. We have used the same smartphone in our study with Android OS. Further research should check data output from different device brands and operation systems. It is clear that the energy consumption of the smartphone is much higher during the sensing process, but varies based on the kind and amount of sensor signals. Wang et al. however proposed an algorithm to manage energy consumption more efficiently [34].

The article highlighted the process of data collection and showcased a possible visualization scenario. For data storage we used a server database. We see further development needs in the integration of automated cleansing of the data within the database server to forward the data to a Web-GIS application for direct visualization. This possibility would allow for interactive visual user feedback either on a website or on the smartphone. This kind of data processing is already established in the context of different GPS-tracking applications where alternative routing is suggested to the user. The recording, analyzing, mapping, and visualization of multiple smartphone sensor data, including an active user interaction, still needs further experiments and is an emerging field of research [22].

5. Conclusions

In this paper, we presented a script to automate smartphone task commands for application with sensors in the context of participatory personal exposure studies. The novelty of our script is the integration of active and passive SSMs by means of utilizing time, geolocation, noise level, light level, and a digital questionnaire. An evaluation of this application by cyclists revealed the reliable handling and ease-of-use. According to the trend that data should be available in near real-time, we used a wireless database server storage solution in our script. In future, the real-time data transfer might be integrated and run in parallel to the sensing process; this however depends on the quality and speed of the user's mobile internet signal that can be poor in rural areas. When considering the limitations of the technology, automated task applications for smartphones are a promising way to advance empirical research involving real-world data collection, especially in the area of environmental science.

Supplementary Materials: The following are available online at http://www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2456/s1, Figure S1: Automate Flowchart Script, Figure S2: Smartphone screenshots.

Author Contributions: M.U. and U.S. developed the study design. M.U. and F.S. designed the smartphone application architecture and F.S. programmed the script. M.U. selected the study participants, deployed the devices, organized the study implementation and analyzed the data. M.U. wrote the paper under supervision of U.S. All authors have read and approved the final manuscript.

Funding: This work has been supported by the German Federal Environmental Foundation (DBU) with a scholarship (AZ: 20015/411).

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Poushter, J. *Smartphone Ownership and Internet Usage Continues to Climb in Emerging Economies*; Pew Research Center: Washington, DC, USA, 2016.
2. Elberzhager, F.; Holl, K. Towards automated capturing and processing of user feedback for optimizing mobile apps. *Procedia Comput. Sci.* **2017**, *110*, 215–221. [CrossRef]
3. Larkin, A.; Hystad, P. Towards personal exposures: How technology is changing air pollution and health research. *Curr. Environ. Health Rep.* **2017**, *4*, 463–471. [CrossRef] [PubMed]
4. Donaire-Gonzalez, D.; Valentin, A.; de Nazelle, A.; Ambros, A.; Carrasco-Turigas, G.; Seto, E.; Jerrett, M.; Nieuwenhuijsen, M.J. Benefits of mobile phone technology for personal environmental monitoring. *JMIR Mhealth Uhealth* **2016**, *4*, e126. [CrossRef] [PubMed]
5. Land-Zandstra, A.M.; Devilee, J.L.; Snik, F.; Buurmeijer, F.; van den Broek, J.M. Citizen science on a smartphone: Participants' motivations and learning. *Public Underst. Sci.* **2016**, *25*, 45–60. [CrossRef] [PubMed]
6. Vercayie, D.; Herremans, M. Citizen science and smartphones take roadkill monitoring to the next level. *Nat. Conserv.* **2015**, *11*, 29–40. [CrossRef]
7. Ferster, C.J.; Coops, N.C. A review of earth observation using mobile personal communication devices. *Comput. Geosci.* **2013**, *51*, 339–349. [CrossRef]
8. Cornet, V.P.; Holden, R.J. Systematic review of smartphone-based passive sensing for health and wellbeing. *J. Biomed. Inf.* **2018**, *77*, 120–132. [CrossRef] [PubMed]
9. Eskes, P.; Spruit, M.; Brinkkemper, S.; Vorstman, J.; Kas, M.J. The sociability score: App-based social profiling from a healthcare perspective. *Comput. Hum. Behav.* **2016**, *59*, 39–48. [CrossRef]
10. Guiry, J.J.; van de Ven, P.; Nelson, J.; Warmerdam, L.; Riper, H. Activity recognition with smartphone support. *Med. Eng. Phys.* **2014**, *36*, 670–675. [CrossRef] [PubMed]
11. Mitchell, E.; Monaghan, D.; O'Connor, N.E. Classification of sporting activities using smartphone accelerometers. *Sensors* **2013**, *13*, 5317–5337. [CrossRef] [PubMed]
12. Kestens, Y.; Thierry, B.; Shareck, M.; Steinmetz-Wood, M.; Chaix, B. Integrating activity spaces in health research: Comparing the veritas activity space questionnaire with 7-day gps tracking and prompted recall. *Spat. Spatio-Temporal Epidemiol.* **2018**, *25*, 1–9. [CrossRef] [PubMed]
13. Droste, A.M.; Pape, J.J.; Overeem, A.; Leijnse, H.; Steeneveld, G.J.; Delden, A.J.V.; Uijlenhoet, R. Crowdsourcing urban air temperatures through smartphone battery temperatures in são paulo, brazil. *J. Atmos. Ocean. Technol.* **2017**, *34*, 1853–1866. [CrossRef]
14. Nakayoshi, M.; Kanda, M.; Shi, R.; de Dear, R. Outdoor thermal physiology along human pathways: A study using a wearable measurement system. *Int. J. Biometeorol.* **2015**, *59*, 503–515. [CrossRef] [PubMed]
15. Glasgow, M.L.; Rudra, C.B.; Yoo, E.H.; Demirbas, M.; Merriman, J.; Nayak, P.; Crabtree-Ide, C.; Szpiro, A.A.; Rudra, A.; Wactawski-Wende, J.; et al. Using smartphones to collect time-activity data for long-term personal-level air pollution exposure assessment. *J. Expo. Sci. Environ. Epidemiol.* **2016**, *26*, 356–364. [CrossRef] [PubMed]
16. Kardous, C.A.; Shaw, P.B. Evaluation of smartphone sound measurement applications. *J. Acoust. Soc. Am.* **2014**, *135*, EL186–EL192. [CrossRef] [PubMed]
17. de Nazelle, A.; Seto, E.; Donaire-Gonzalez, D.; Mendez, M.; Matamala, J.; Nieuwenhuijsen, M.J.; Jerrett, M. Improving estimates of air pollution exposure through ubiquitous sensing technologies. *Environ. Pollut.* **2013**, *176*, 92–99. [CrossRef] [PubMed]
18. Birenboim, A.; Shoval, N. Mobility research in the age of the smartphone. *Ann. Am. Assoc. Geogr.* **2016**, 1–9. [CrossRef]
19. Vich, G.; Marquet, O.; Miralles-Guasch, C. Suburban commuting and activity spaces: Using smartphone tracking data to understand the spatial extent of travel behaviour. *Geogr. J.* **2017**, *183*, 426–439. [CrossRef]
20. del Rosario, M.B.; Redmond, S.J.; Lovell, N.H. Tracking the evolution of smartphone sensing for monitoring human movement. *Sensors* **2015**, *15*, 18901–18933. [CrossRef] [PubMed]
21. Becker, M.; Caminiti, S.; Fiorella, D.; Francis, L.; Gravino, P.; Haklay, M.M.; Hotho, A.; Loreto, V.; Mueller, J.; Ricchiuti, F.; et al. Awareness and learning in participatory noise sensing. *PLoS ONE* **2013**, *8*, e81638. [CrossRef] [PubMed]

22. Nyarku, M.; Mazaheri, M.; Jayaratne, R.; Dunbabin, M.; Rahman, M.M.; Uhde, E.; Morawska, L. Mobile phones as monitors of personal exposure to air pollution: Is this the future? *PLoS ONE* **2018**, *13*, e0193150. [CrossRef] [PubMed]
23. Harari, G.M.; Müller, S.R.; Aung, M.S.H.; Rentfrow, P.J. Smartphone sensing methods for studying behavior in everyday life. *Curr. Opin. Behav. Sci.* **2017**, *18*, 83–90. [CrossRef]
24. Kullenberg, C.; Kasperowski, D. What is citizen science? A scientometric meta-analysis. *PLoS ONE* **2016**, *11*, e0147152. [CrossRef] [PubMed]
25. Loreto, V.; Haklay, M.; Hotho, A.; Servedio, V.D.P.; Stumme, G.; Theunis, J.; Tria, F. *Participatory Sensing, Opinions and Collective Awareness*; Springer: Berlin, Germany, 2017.
26. Craig, A.; Moore, D.; Knox, D. Experience sampling: Assessing urban soundscapes using in-situ participatory methods. *Appl. Acoust.* **2017**, *117*, 227–235. [CrossRef]
27. Brienza, S.; Galli, A.; Anastasi, G.; Bruschi, P. A low-cost sensing system for cooperative air quality monitoring in urban areas. *Sensors* **2015**, *15*, 12242–12259. [CrossRef] [PubMed]
28. Burke, J.; Estrin, D.; Hansen, M.; Parker, A.; Ramanathan, N.; Reddy, S.; Srivastava, M.B. Participatory sensing. In Proceedings of the WSW'06 at SenSys 06, Boulder, CO, USA, 31 October 2006.
29. Akhmetov, B.; Aitimov, M. Data collection and analysis using the mobile application for environmental monitoring. *Procedia Comput. Sci.* **2015**, *56*, 532–537. [CrossRef]
30. Rutnik, M. Set It and Forget it: 5 Things You Should Always Automate on Your Phone. Available online: https://www.androidauthority.com/android-automation-792812/ (accessed on 25 May 2018).
31. Apparicio, P.; Carrier, M.; Gelb, J.; Séguin, A.-M.; Kingham, S. Cyclists' exposure to air pollution and road traffic noise in central city neighbourhoods of montreal. *J. Transp. Geogr.* **2016**, *57*, 63–69. [CrossRef]
32. The National Academy of Science, E.A.M. *Measuring Personal Environmental Exposures—Workshop Proceedings*; The National Academies Press: Washington, DC, USA, 2017.
33. Kos, A.; Tomazic, S.; Umek, A. Evaluation of smartphone inertial sensor performance for cross-platform mobile applications. *Sensors* **2016**, *16*, 477. [CrossRef] [PubMed]
34. Wang, J.; Tang, J.; Xue, G.; Yang, D. Towards energy-efficient task scheduling on smartphones in mobile crowd sensing systems. *Comput. Netw.* **2017**, *115*, 100–109. [CrossRef]

© 2018 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Supporting information for article:

Advanced smartphone-based sensing with open-source task automation

Maximilian Ueberham [1]*, Florian Schmidt [2] and Uwe Schlink [1,]

[1] Department of Urban and Environmental Sociology, Helmholtz Centre for Environmental Research – UFZ, , 04318 Leipzig, Germany; E-Mails: maximilian.ueberham@ufz.de; uwe.schlink@ufz.de
[2] LeanERA GmbH, 04109 Leipzig, Germany; florianschmidt2207@gmail.com
* Correspondence: maximilian.ueberham@ufz.de; Tel.: +49-341-235-1740

Figure SI-1: Flowchart of script for task automation

Figure SI-2: Smartphone screenshots

Figure SI-1: Script flowchart (Start-Flow and Stop-Flow)

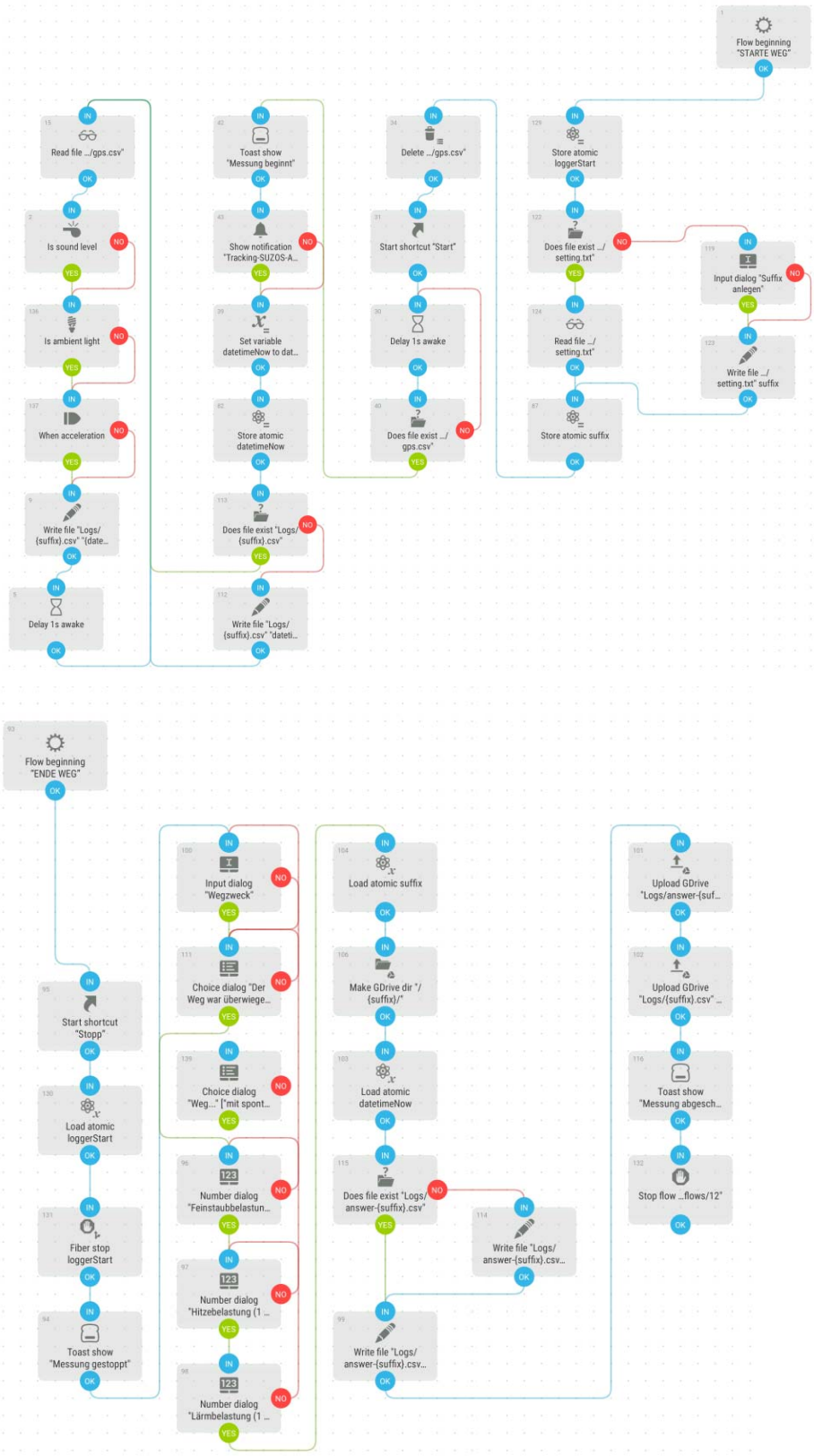
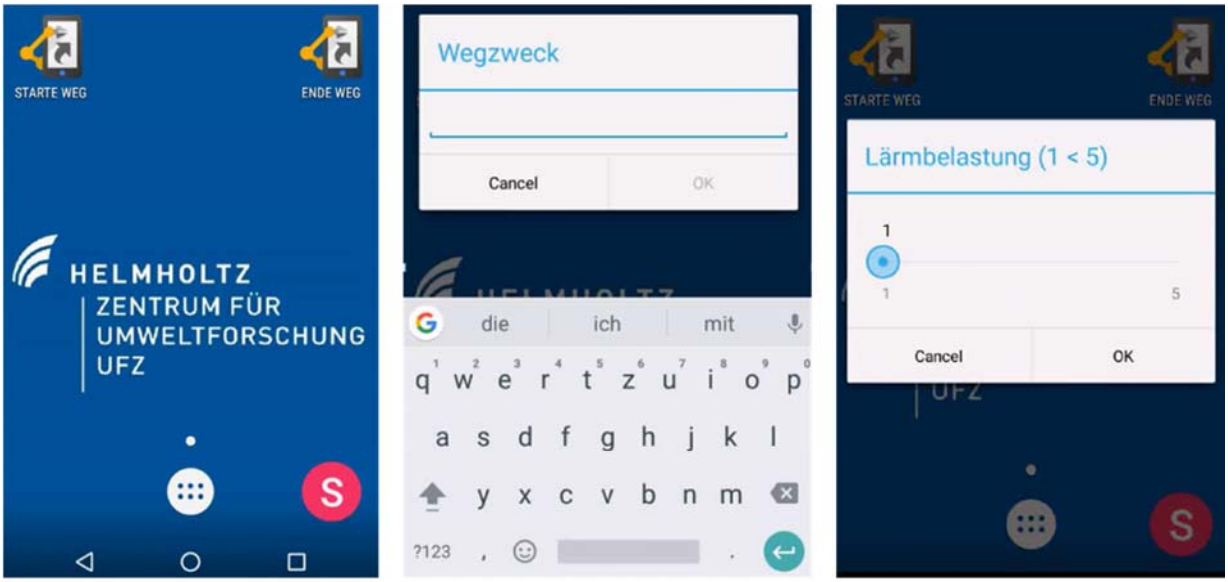


Figure SI-2: Smartphone screenshots (a: home screen with start and stop widget, b: screen dialog “route purpose”, c: rating request “perceived noise exposure”)



a b c

4.3 Cyclists multiple environmental urban exposures – comparing subjective and objective measurements

Paper III Maximilian Ueberham, Uwe Schlink, Martin Dijst, Ulrike Weiland
sustainability. 11 (5): 1-12.
doi: 10.3390/su11051412

sustainability

MDPI

Article

Cyclists' Multiple Environmental Urban Exposures—Comparing Subjective and Objective Measurements

Maximilian Ueberham [1,*], Uwe Schlink [1], Martin Dijst [2] and Ulrike Weiland [3]

[1] Department of Urban and Environmental Sociology, Helmholtz Centre for Environmental Research—UFZ, 04318 Leipzig, Germany; uwe.schlink@ufz.de
[2] Department of Urban Development and Mobility, Luxembourg Institute of Socio-Economic Research (LISER), 4366 Esch-sur-Alzette, Luxembourg; martin.dijst@liser.lu
[3] Faculty of Physics and Earth Sciences, Institute for Geography, University of Leipzig, 04103 Leipzig, Germany; uweiland@uni-leipzig.de
* Correspondence: maximilian.ueberham@ufz.de; Tel.: +49-341-235-1740

Received: 6 February 2019; Accepted: 2 March 2019; Published: 6 March 2019

Abstract: Citizens in urban areas are exposed to multiple environmental stressors like noise, heat, and air pollution, with impact on human health. There is a great deal of evidence that connects human health, objective environmental exposure, and place of residence. However, little is known about subjective and objective multiple personal exposures while being mobile. To address this research gap, this paper presents results from a mixed-methods exploratory study with cyclists in the City of Leipzig, Germany. In the summer of 2017, cyclists (n = 66) wore a unique combination of sensors that measured particle number counts (PNC), noise, humidity, temperature, geolocation, and the subjective perception of each exposure on everyday routes for one week (n = 730). A smartphone application was developed to question participants about their perception of subjective exposure. The data were analyzed with three aims: (i) to compare the multiple exposure profiles of the cyclists, (ii) to contrast the objective data and subjective individual perception, and (iii) to examine the role of route decision-making and awareness of health impacts for healthier route choices. The results indicate distinct differences between the exposure profiles of cyclists. Over 80% of the cyclists underestimated their exposure to noise and air pollution. Except for heat, no significant associations between the objective and subjective data were found. This reveals an exposure awareness gap that needs to be considered in urban health planning and risk communication. It is argued that knowledge about health impacts and route characteristics plays a crucial role in decision-making about route choices. The paper concludes with suggestions to harness smart sensing for exposure mitigation and research in health geography.

Keywords: personal exposure; cycling; smart sensing; urban health; noise exposure; air pollution

1. Introduction

Active mobility is crucial to promote physical activity and healthy lifestyles in urban environments [1]. Accordingly, cycling is seen as an important part of urban mobility and is next to walking promoted in many cities as a healthy, fast, and sustainable way of travelling short distances [2]. At the same time, cyclists are prone to several environmental pressures associated with negative health effects [3,4]. The stressors heat, environmental noise, and air pollution are expected to rise in frequency and intensity as a consequence of a parallel increase in car and truck traffic, urbanization, and related urban heat island effects [5,6]. Evidence from several health studies highlights the impact of these stressors on mortality and morbidity [7–9]. Even though there is no direct link between personal

exposure and health outcomes, it has clearly been proven that multiple environmental stressors are significantly associated with health effects and the well-being of citizens when controlling for socio-economic factors [10]. Diseases caused by air pollution, for example, were responsible for around 9 million premature deaths in 2015, and the health effects of pollution are still underestimated in calculations of the global burden of disease [11].

Measuring the multifactorial exposure on the individual level is a major methodological challenge, because cyclists are constantly on the move for everyday activities. Personal exposure assessments that follow a dynamic mobile approach are still underrepresented in exposure and health research [12]. Dynamic assessments should complement static approaches to measure exposure (e.g., based on neighborhood or administrative boundaries), as the latter do not represent the true individual area of exposures [13,14]. Recent exposure studies also emphasize the importance of microenvironments along the daily routes of citizens [15–17]. The exposure of cyclists is of special interest because their exposure levels can change rather easily by adapting everyday routes [18,19]. Studies in the past already compared the exposures of cyclists with those using other transport modes (e.g., car, bus, walking) but did not measure multiple stressors simultaneously [20,21].

However, besides the importance of assessing objective exposures on the move, a more comprehensive understanding of personal exposure is needed with citizens participation [22]. Therefore, subjective perceptions of exposure and health impact awareness as well as the reasons behind decision-making about certain routes should also be included in the analysis. These help to understand how aware people are about their exposure impact and to what extent this may influence their travel behavior.

Research on risk or exposure perception and its influence on protection or mitigation behavior has a long tradition in environmental research and human geography, especially in the context of event-based natural disasters (e.g., floods, earthquakes, heatwaves). Many studies have reported the importance of the coping capacity and ability of people to use skills and resources to manage adverse conditions or risks [23]. A main finding is that the coping capacity requires continual awareness. Therefore, it is surprising that, so far, exposure research in relation to environmental stressors has tended to neglect individual perceptions and largely focused on objective data, even though Bikerstaff and Walker already emphasized in 2001 the need to consider the public perception of environmental exposure (to air pollution) and its relation to the localized context [24].

Some studies investigated subjective exposure but simply related to single factors based on fixed-site data, modelled data, or questionnaire surveys [25–28]. Only one study assessed exposure perception to multiple stressors but it used a fixed-site questionnaire survey [29].

A main reason for the lack of research on perception in the domain of mobile assessments is that, in the past, methods in exposure science have been too limited to capture subjective opinions or active user feedback while mobile. Some studies used travel diaries to recall opinions about cycling behavior, but the data were only recorded at the end of the day and could contain erroneous information due to biased memories [30].

In this context, smartphone sensing methods (SSMs) and low-cost sensors prove to be a reliable and smart solution for scientific data collection in further exposure research [31,32]. In connection with low-cost sensing technologies for environmental monitoring, it is possible to investigate micro-level exposures at short time-intervals [33]. The most important advantage of SSMs is the option for coincident collection of objective and subjective data in place and time using geolocation and display prompts [34]. The study at hand applied a unique collection of wearables to investigate the dynamic personal exposure to multifactorial stressors with three main aims: (i) to compare multiple exposure profiles of urban cyclists, (ii) to contrast the objective and subjective individual perceptions of exposures, and (iii) to examine the roles of decision-making about routes and health impact awareness for healthier route choices.

2. Materials and Methods

2.1. Study Design

A mixed-methods approach was chosen using mobile objective measurements, a smartphone app-based subjective questionnaire, and a pre-study printed questionnaire. The mobile device selection was based on an earlier sensor comparison where wearables for multifactorial exposure sensing were evaluated in terms of data accuracy and ease of use (see reference [35] for all technical specifications including calibration and sensitivity analysis). Furthermore, we applied a self-designed smartphone application to measure ambient noise, geolocation, light level, and subjective opinions [34]. For ambient heat and humidity, an external sensor connected to the smartphone was used. The aim was to capture exposures and subjective experience along the everyday routes of cyclists. The exploratory study was approved by the local ethics committee of the Leipzig University (No. 191/17-ek), and all volunteers signed a written informed consent for us to record sensitive GPS travel data. Participation exclusion criteria were: smoker, age < 18 years, residency outside the City of Leipzig, commuters by car or public transport, and mean everyday cycling < 30 min.

The call for participation was sent via email distributors of local organizations and published in the press. Interested people could register on a website. A total of 100 registrations were received, of which 80 matched the inclusion criteria. Finally, we selected a group of 66 cyclists, who wore the sensors on their everyday routes for one week. The data were collected between June and September 2017 in the City of Leipzig. Since 11 sets of sensors were available, 6 weeks of measurement campaigns were carried out. The participants filled in a paper-based questionnaire before the start of the study, answering questions about their cycling behavior, health impact awareness, and socio-economic facts. The questionnaire design (Figure S1) was developed based on existing European travel surveys and the protection motivation theory [36]. During the study, the sensors were worn on all everyday cycling routes (Monday–Friday, no holidays, no rain), measuring continuously and passively the objective data, and after each trip, cyclists actively answered questions on the smartphone screen about their mean exposure perception towards noise, particle number counts (PNC), and heat, as well as detours and reasons for the trip (Figure S2).

2.2. Technical Setup

The basic equipment for each cyclist consisted of two parts (Figure 1): (i) a particle counter (Dylos DC 1700, Dylos Cooperation, Riverside, CA, USA) with an attached ventilated temperature sensor (Hobo MX 1101, Onset Computer Corporation, Bourne, MA, USA) and (ii) a smartphone (Motorola G3, Motorola Mobility LLC, Chicago, IL, USA) with an attached external microphone (ETM-001, Edutige Europe, Munich, Germany). Our designed open-source smartphone sensing application was preinstalled [34]. The recording interval for noise and heat was 2 s and 60 s (fixed interval) for air pollution. All devices were synchronized using the timestamp and internal clocks before the study.

Figure 1. Sensor equipment (**left**) and study participant wearing the sensors (**right**).

2.3. Data Analysis

For the interpersonal comparison, the mean subjective and objective exposures of each cyclist were calculated on the basis of the mean recordings along the routes, as the subjective data were requested for each route. Subjective exposure data were gathered on an ordinal scale from 1 (very low) to 5 (very high). The objective data values were based on the original unit of each parameter (Table 1).

Table 1. Measured environmental parameters.

	Heat	**Noise**	**PNC (0.5–2.5 µm)**
Proxy	Temperature	Sound level	Particle number counts
Device	Hobo MX 1011	Edutige ETM-001	Dylos DC 1700
Recording interval	2 s	2 s	60 s
Objective range, unit	10–36 °C	30–90 dBA	250–18,000 part/liter (size 0.5 2.5 µm)
Subjective range	ordinal 1–5 (smartphone application survey)		

For the subjective versus objective comparison, the spearman rank correlations of means of each route were calculated and checked for significant difference (α = 0.05). For a better interpersonal visualization of the deviations between subjective and objective exposures, the differences for each route were computed. Therefore, the objective values were reclassified into the ordinal range of 1–5. The reclassification references for the new class ranges are listed in Table 2. The heat index of Steadman [37] is related to relative humidity. We, therefore, took the mean of 55% rH as an overall reference based on the raw data of the temperature/humidity sensor (Hobo MX1101). The health guidelines for noise reclassification were taken from the WHO [38]. Since no guidelines have been published for PNC, we decided to use quantiles to generate equally distributed classes of samples.

Table 2. Reclassification of objective values.

	Heat	**Noise**	**PNC**
Reclassification Reference	**Heat Index (Steadman)**	**Health Guidelines (WHO)**	**Quantiles**
Class 1 (*n*)	<23 °C (216468)	<42 dBA (25012)	<1620 part (4000)
Class 2 (*n*)	23–27 °C (316225)	42–54 dBA (91173)	162–2280 part (4000)
Class 3 (*n*)	27–31 °C (296827)	54–66 dBA (200093)	2280–3240 part (4000)
Class 4 (*n*)	31–34 °C (340701)	6–78 dBA (192957)	3240–5120 part (4000)
Class 5 (*n*)	>34 °C (81601)	>78 dBA (46214)	>5120 part (4000)

The subjective mean values were subtracted from the reclassified figures of the objective measurements.

Furthermore, a ordinal regression with the cyclists mean subjective and original objective exposure values was performed to verify the findings from the correlation calculations and to test the extent to which the objective measurements can explain the subjective perception variance. For the analysis, the software SPSS Statistics 24 (IBM, Armonk, NY, USA) was used.

3. Results

3.1. Study Cohort and Descriptive Analysis

The sample of participants consisted of 66 cyclists, 45% (*n* = 30) male and 54% (*n* = 36) female, with a mean age group of 35–44 years. The mean duration of daily cycling was 45 min. In total, 80% of

the cyclists were employed and commuted by bike, 10% were students, and 10% were retired; 90% rated their overall health as good to very good.

The average objective exposure per individual is listed in the supplementary information (Figure S3). The exposure of each individual depended on the route and confounding factors like weather, traffic, built-up or natural surroundings. In total, 730 cycle routes were recorded.

The mean temperature during the study period was 23 ± 3 °C. Mean noise exposure was 63.4 ± 6 dBA. The mean PNC exposure was 4020 ± 750. When all weeks were compared for stressors, lower and stable coefficients of variation (CVs) for heat (~12%) and noise (~18%) were recorded compared to PNC (57–91%), as shown in Table 3. This indicates that the exposure to PNC was to a higher extent characterized by extreme values and higher spatio-temporal variations.

Table 3. Mean, standard deviation (SD), and coefficient of variation (CV) based on weeks.

Study Week (# Cyclists, *n*)	Temperature (°C)	Noise (dBA)	PNC (#/l)
		Mean ǀ SD ǀ CV	
Week 1 (10)	26.1 ǀ 2.8 ǀ 11%	61.5 ǀ 10.7 ǀ 17%	3585 ǀ 2896 ǀ 80%
Week 2 (11)	24.4 ǀ 2.5 ǀ 10%	63.9 ǀ 11.5 ǀ 18%	2493 ǀ 1461 ǀ 59%
Week 3 (10)	23.6 ǀ 2.2 ǀ 9%	65.2 ǀ 11.0 ǀ 17%	3089 ǀ 2571 ǀ 83%
Week 4 (12)	24.5 ǀ 3.4 ǀ 14%	62.5 ǀ 11.3 ǀ 18%	5084 ǀ 2876 ǀ 57%
Week 5 (11)	21.5 ǀ 2.9 ǀ 13%	63.2 ǀ12.2 ǀ 19%	4585 ǀ 4192 ǀ 91%
Week 6 (12)	20.5 ǀ 2.7 ǀ 13%	62.8 ǀ11.7 ǀ 19%	3686 ǀ 3000 ǀ 81%

3.2. Interpersonal Exposure

To compare the perception and objective exposures, the mean differences of the subjective feedback after each route was subtracted from the reclassified objective exposure values (Table 4). In general, the objective exposure to noise and PNC was twice as high as for heat. This gap, however, was lower on the perception level. The total mean interpersonal difference of perceived and real exposure was similar for noise and PNC (0.7 to 0.8) and nearly zero for heat (−0.1). A positive difference indicates that cyclists underestimated their personal objective exposure.

Table 4. Comparison of reclassified objective and subjective exposures (scale: 1 low, 5 high).

	Temp	Noise	PNC
Mean objective reclassified	1.6	3.3	3.0
Mean subjective	1.7	2.5	2.3
Mean difference	−0.1	0.8	0.7
Correlation, significance	0.68, $p < 0.01$	0.20, $p > 0.05$	0.10, $p > 0.05$

Accordingly, PNC and noise were clearly underestimated, whereas heat was estimated quite realistically. The mean difference for each cyclist is shown in Figure 2. The majority of cyclists underestimated their exposures to noise (84%) and PNC (80%). Thus, there was no significant correlation between the perceived and objective exposures to noise and PNC ($p > 0.05$). In contrast, the values for heat exposure showed a significant moderate correlation (r = 0.68). The sensitivity of the chosen objective reclassification method was tested using slightly modified scale ranges, but no significant changes of correlations were observed. The regression analysis (Figure 3) confirmed the correlation results. The objective measurements of PNC and noise were not associated with the subjective measurements and cannot explain the variation of the subjective exposure. In contrast, the objective temperature data explained 23% of the variance of the subjective data ($R^2 = 0.23$).

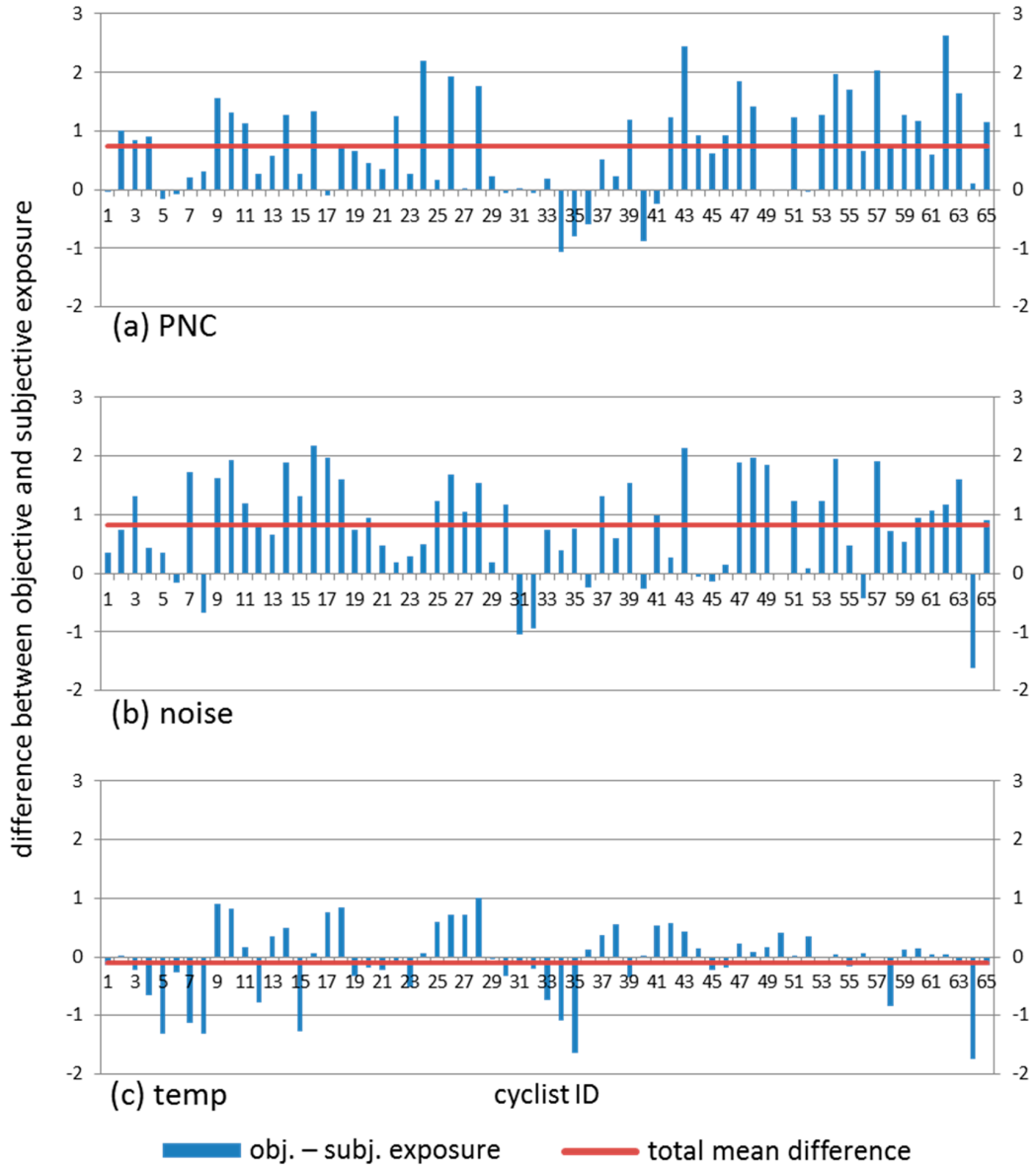


Figure 2. Differences between objective and subjective exposures for (**a**) particle number counts, (**b**) environmental noise and (**c**) temperature.

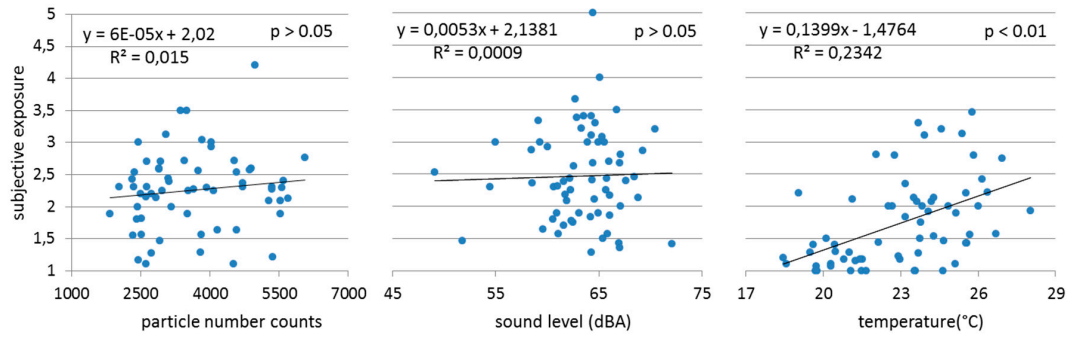


Figure 3. Regression of the mean subjective and the mean objective exposures of each cyclist.

3.3. Route Decision Behavior and Health Impact Awareness

The cyclists were asked about factors that influence the decision-making about their daily routes. The most frequently chosen factors were length, time taken for the route, as well as greenspaces, followed by a low volume of traffic and existing cycle lanes (Table 5).

Table 5. Proportion of answers for high/very high importance (rating 4/5) for route choice (scale: 1 very low, 5 very high).

Aspect (Multiple Answers)	Proportion High/Very High Importance
Length and time taken	64% (n = 42)
Greenspace	64% (n = 42)
Low traffic volume	52% (n = 34)
Existing bike lanes	52% (n = 34)

Around 66% stated that they never or rarely change the course of their everyday cycle routes. Accordingly, route selection is strongly a matter of habit.

The answers to the health-related questions of the survey (Table 6) revealed that the perceived exposure is also a multi-dimensional construct. Most cyclists agree that the exposure to all stressors can have negative impacts on health in general (45 to 86%), and a minority even feel the direct impacts (8 to 12%). The cyclists, in general, feel highly exposed to noise (39%) and PNC (48%). Hence, a highly perceived exposure is not necessarily related to a perceived health impact. Furthermore, the minority (20 to 40%) stated that they can influence their exposure to all of the stressors through their own actions.

Table 6. Health-related questions of the questionnaire filled in before the study.

	Heat	Noise	PNC
The exposure to ... can have negative impacts on health.	45% (n = 30)	79% (n = 52)	86% (n = 57)
I feel personal health impacts due to the exposure to ...	12% (n = 8)	9% (n = 6)	8% (n = 5)
I feel highly exposed to ... during cycling.	18% (n = 12)	39% (n = 26)	48% (n = 32)
I can influence my exposure to ... through my own actions.	20% (n = 13)	40% (n = 27)	30% (n = 20)

Surprisingly, 85% of the respondents would be willing to use a route planning application that suggests personalized low-exposure routes. One-third of them mentioned that route alternatives should not be much slower than the fastest route.

4. Discussion

4.1. Tackling the Exposure Awareness Gap

The results of the measurement campaign clearly showed that the majority of cyclists underestimated individual noise and air pollution exposure. Heat stress, on the other hand, was estimated more in line with the objective measurements. There are multiple reasons for this. Heat is more noticeable and strongly influenced by the body's metabolism (e.g., sweating) and radiation. Furthermore, most people are pre-informed about the daily temperature by the weather forecast and expect a certain degree of heat, which ultimately also affects their perception of it to a great extent.

Except for indicators such as unpleasant smelling fumes and visible smoke, PNC are hardly perceptible for humans. Although noise is easy to recognize, citizens in urban areas are used to higher levels of daily background noise from traffic and therefore underestimate this stressor [39]. Another

aspect that the results revealed is that people not only misjudge the level of their environmental exposure but also rate it less differentiated than it actually is. The mean subjective ratings (1.7 to 2.5) are closer than the objective rating (1.6 to 3.3). This indicates public misperceptions of intensities and ranges of exposure.

In consequence of the subjective underestimation of noise and PNC, one solution would be for people to choose their daily routes according to low objective exposure conditions. Even though length and time taken are important factors for route choice, the data show that greenspace also plays an equally important role, while providing healthier environmental conditions [40,41]. In addition, as roads with little traffic and existing cycle paths are of great importance to the majority, urban transport planning should prioritize cycle route planning along roads and paths other than main roads, through green areas with separate cycle (high)ways where necessary [42]. Some studies have evaluated the positive effects of alternative route choices on lower air pollution exposure [43,44]. However, the data showed that route choice is more often a matter of habit and that the majority of cyclists do not feel personal health impacts from noise, heat, and PNC. In consequence, a greater awareness should take place through the confrontation with objective personal exposure data and appropriate suggestions for healthier route alternatives. Therefore, participatory sensing projects are a promising way to enhance environmental literacy and promote public risk communication [45]. Preferably, cyclists should also be able to see the personal amount of exposure reduction as result of detours in order to raise their feeling of self-efficacy.

Smart applications like route planning apps on smartphones could help to perform a healthier route alternative analysis, but this requires further research on small-scale spatio-temporal exposure and technical developments. The data of our pilot study revealed that the willingness to use such tools is high, but they need to be easy-to-use and adjustable to the route preferences of the cyclist.

4.2. Harnessing Smart Sensing for Research in Health Geography

The approach of smart sensing can also be applied in many other demographic groups to raise awareness, especially for target risk groups with diseases (e.g., asthma, allergies, or circulation problems), as environmental stressors are expected to rise in frequency and more people are becoming vulnerable [10,46]. These groups might also be more motivated to change their everyday routes than people who may be used to a certain stressor. In this sense, more research should investigate how personal exposure assessments could be taken into account as a new "geo-medical" therapy option. To increase the motivation to use a smart sensing tool for a healthier route choice, gamification is a promising example to integrate fun and interest in using the smartphone, especially for children [47]. In general, more research should harness smart sensing for exposure assessments with children and adolescents, as they have more complex and dynamic activity spaces [48,49].

However, even if people knew more about their exposure to environmental stressors, they still might not be willing or able to change their mobility behavior. Route decision-making is complex, and relocating activity locations and travel routes is a spatio-temporal trade-off between personal health aspects, practical daily fixed constraints (e.g., the workplace, home, school), and environmental conditions (e.g., weather, terrain) [50]. These confounding factors should be taken into account in further studies, as the individual behavior, natural environment and health status have interrelated connections [51].

The possibilities of a new sensor technology to help people to develop environmental exposure mitigation strategies have not yet been sufficiently investigated. This is of more importance than ever, as urban health is an emerging topic for sustainable and livable cities [52].

4.3. Limitations

The sample of this exploratory study was biased as it consisted of highly motivated cyclists that were interested in assessing their personal exposure. The general group of cyclists may not be as interested at such a high level to use wearable sensors for exposure monitoring. However, an online

survey several months after the campaign with 3280 cyclists confirmed the trend of using technology to optimize cycling. As mentioned, the heat perception is somehow influenced by expectations of a certain degree of heat; however, the real-world perception plays the dominant role for the rating.

Due to the fact that the cyclists reported their exposure perception after each trip on the smartphone, the rating may be prone to some recall bias and influenced by particular intense sensory events for noise and PNC. Future planned spatial analysis will identify these objective hotspots of high exposure events.

The cyclists of our personal exposure campaign assigned just moderate wearing comfort ratings for the sensors, and this could be improved. However, the solution might not be to carry smart sensors on every cycle trip, but to measure one week on a representative route and to check regularly after optimizing the route if the alternative is still the healthiest option.

5. Conclusions

The paper highlighted the possibilities for using smart sensing for new insights into the relationship between objective and subjective exposures exemplified by a sample of cyclists. The application of a unique set of sensors revealed a large gap between exposure perception and objective data for noise and air pollution. Cyclists are willing to take detours for exposure mitigation, but need better personalized information. In this context, the benefits of a combination of active and passive smart sensing for personal exposure assessments have so far been underestimated and should receive higher priorities in order to support future healthy urban planning [53,54]. The rapid development of mobile smart technologies and more individualized exposure data will receive greater attention in environmental science to improve human health and promote sustainable travel behavior [55–57]. The special value lies in the combination of health and spatio-temporal data to assess the matter of place.

Supplementary Materials: The following are available online at http://www.mdpi.com/2071-1050/11/5/1412/s1, Figure S1. Witten questionnaire Survey excerpt; Figure S2. Smartphone questionnaire survey; Figure S3. Mean objective exposure of cyclists.

Author Contributions: Conceptualization: M.U., U.S., and U.W.; Formal analysis: M.U.; Investigation: M.U.; Methodology: M.U. and U.S.; Supervision: U.S. and U.W.; Writing—original draft: M.U.; Writing—review & editing: M.U., U.S., M.D., and U.W. All authors have read and approved the final manuscript.

Funding: This work was supported by the German Federal Environmental Foundation (DBU) with a scholarship (AZ: 20015/411).

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Nieuwenhuijsen, M.J. Influence of urban and transport planning and the city environment on cardiovascular disease. *Nat. Rev. Cardiol.* **2018**. [CrossRef] [PubMed]
2. Oja, P.; Titze, S.; Bauman, A.; de Geus, B.; Krenn, P.; Reger-Nash, B.; Kohlberger, T. Health benefits of cycling: A systematic review. *Scand. J. Med. Sci. Sports* **2011**, *21*, 496–509. [CrossRef] [PubMed]
3. Cole, C.A.; Carlsten, C.; Koehle, M.; Brauer, M. Particulate matter exposure and health impacts of urban cyclists: A randomized crossover study. *Environ. Health Glob. Access Sci. Source* **2018**, *17*, 78. [CrossRef] [PubMed]
4. Khreis, H.; Warsow, K.M.; Verlinghieri, E.; Guzman, A.; Pellecuer, L.; Ferreira, A.; Jones, I.; Heinen, E.; Rojas-Rueda, D.; Mueller, N.; et al. The health impacts of traffic-related exposures in urban areas: Understanding real effects, underlying driving forces and co-producing future directions. *J. Transp. Health* **2016**, *3*, 249–267. [CrossRef]
5. Kohlhuber, M.; Schenk, T.; Weiland, U. Verkehrsbezogene luftschadstoffe und lärm. In *Umweltgerechtigkeit. Chancengleichheit Bei Umwelt und Gesundheit: Konzepte, Datenlage und Handlungsperspektiven*; Bolte, G., Bunge, C., Hornberg, C., Köckler, H., Mielck, A., Eds.; Huber: Bern, Switzerland, 2012; p. 440.
6. Schuster, C.; Honold, J.; Lauf, S.; Lakes, T. Urban heat stress: Novel survey suggests health and fitness as future avenue for research and adaptation strategies. *Environ. Res. Lett.* **2017**, *12*, 044021. [CrossRef]

7. Guo, Y.; Gasparrini, A.; Armstrong, B.; Li, S.; Tawatsupa, B.; Tobias, A.; Lavigne, E.; de Sousa Zanotti Stagliorio Coelho, M.; Leone, M.; Pan, X.; et al. Global variation in the effects of ambient temperature on mortality: A systematic evaluation. *Epidemiology* **2014**, *25*, 781–789. [CrossRef] [PubMed]
8. Halonen, J.I.; Hansell, A.L.; Gulliver, J.; Morley, D.; Blangiardo, M.; Fecht, D.; Toledano, M.B.; Beevers, S.D.; Anderson, H.R.; Kelly, F.J.; et al. Road traffic noise is associated with increased cardiovascular morbidity and mortality and all-cause mortality in london. *Eur. Heart J.* **2015**, *36*, 2653–2661. [CrossRef] [PubMed]
9. Recio, A.; Linares, C.; Banegas, J.R.; Diaz, J. The short-term association of road traffic noise with cardiovascular, respiratory, and diabetes-related mortality. *Environ. Res.* **2016**, *150*, 383–390. [CrossRef] [PubMed]
10. Krefis, A.; Augustin, M.; Schlünzen, K.; Oßenbrügge, J.; Augustin, J. How does the urban environment affect health and well-being? A systematic review. *Urban Sci.* **2018**, *2*, 21. [CrossRef]
11. Landrigan, P.J.; Fuller, R.; Acosta, N.J.R.; Adeyi, O.; Arnold, R.; Basu, N.; Baldé, A.B.; Bertollini, R.; Bose-O'Reilly, S.; Boufford, J.I.; et al. The lancet commission on pollution and health. *Lancet* **2017**, *391*, 10119.
12. Chaix, B. Mobile sensing in environmental health and neighborhood research. *Annu. Rev. Public Health* **2018**, *39*, 367–384. [CrossRef] [PubMed]
13. 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.
14. Zhao, P.; Kwan, M.P.; Zhou, S. The uncertain geographic context problem in the analysis of the relationships between obesity and the built environment in guangzhou. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2018**, *15*. [CrossRef] [PubMed]
15. Mazaheri, M.; Clifford, S.; Yeganeh, B.; Viana, M.; Rizza, V.; Flament, R.; Buonanno, G.; Morawska, L. Investigations into factors affecting personal exposure to particles in urban microenvironments using low-cost sensors. *Environ. Int.* **2018**, *120*, 496–504. [CrossRef] [PubMed]
16. Li, Z.; Che, W.; Frey, H.C.; Lau, A.K.H.; Lin, C. Characterization of PM2.5 exposure concentration in transport microenvironments using portable monitors. *Environ. Pollut.* **2017**, *228*, 433–442. [CrossRef] [PubMed]
17. Rivas, I.; Kumar, P.; Hagen-Zanker, A.; Andrade, M.D.; Slovic, A.D.; Pritchard, J.P.; Geurs, K.T. Determinants of black carbon, particle mass and number concentrations in london transport microenvironments. *Atmos. Environ.* **2017**, *161*, 247–262. [CrossRef]
18. Gilliland, J.; Maltby, M.; Xu, X.; Luginaah, I.; Shah, T. Influence of the natural and built environment on personal exposure to fine particulate matter (PM2.5) in cyclists using city designated bicycle routes. *Urban Sci.* **2018**, *2*, 120. [CrossRef]
19. Hankey, S.; Marshall, J.D. On-bicycle exposure to particulate air pollution: Particle number, black carbon, PM2.5, and particle size. *Atmos. Environ.* **2015**, *122*, 65–73. [CrossRef]
20. Int Panis, L.; de Geus, B.; Vandenbulcke, G.; Willems, H.; Degraeuwe, B.; Bleux, N.; Mishra, V.; Thomas, I.; Meeusen, R. Exposure to particulate matter in traffic: A comparison of cyclists and car passengers. *Atmos. Environ.* **2010**, *44*, 2263–2270. [CrossRef]
21. Rank, J.; Folkeb, J.; Jespersen, P.H. Differences in cyclists and car drivers exposure to air pollution from traffic in the city of copenhagen. *Sci. Total Environ.* **2001**, *279*, 131–136. [CrossRef]
22. Loh, M.; Sarigiannis, D.; Gotti, A.; Karakitsios, S.; Pronk, A.; Kuijpers, E.; Annesi-Maesano, I.; Baiz, N.; Madureira, J.; Oliveira Fernandes, E.; et al. How sensors might help define the external exposome. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2017**, *14*. [CrossRef] [PubMed]
23. Kuhlicke, C.; Steinführer, A.; Begg, C.; Bianchizza, C.; Bründl, M.; Buchecker, M.; De Marchi, B.; Di Masso Tarditti, M.; Höppner, C.; Komac, B.; et al. Perspectives on social capacity building for natural hazards: Outlining an emerging field of research and practice in europe. *Environ. Sci. Policy* **2011**, *14*, 804–814.
24. Bickerstaff, K.; Walker, G. Public understandings of air pollution: The 'localisation' of environmental risk. *Glob. Environ. Chang.* **2001**, *11*, 133–145. [CrossRef]
25. Verbeek, T. The relation between objective and subjective exposure to traffic noise around two suburban highway viaducts in ghent: Lessons for urban environmental policy. *Local Environ.* **2018**, *23*, 448–467. [CrossRef]
26. Von Szombathely, M.; Albrecht, M.; Augustin, J.; Bechtel, B.; Dwinger, I.; Gaffron, P.; Krefis, A.; Oßenbrügge, J.; Strüver, A. Relation between observed and perceived traffic noise and socio-economic status in urban blocks of different characteristics. *Urban Sci.* **2018**, *2*, 20. [CrossRef]

27. Oltra, C.; Sala, R. Perception of risk from air pollution and reported behaviors: A cross-sectional survey study in four cities. *J. Risk Res.* **2018**, *21*, 869–884. [CrossRef]
28. Aletta, F.; Van Renterghem, T.; Botteldooren, D. Influence of personal factors on sound perception and overall experience in urban green areas. A case study of a cycling path highly exposed to road traffic noise. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2018**, *15*. [CrossRef] [PubMed]
29. Nikolopoulou, M.; Kleissl, J.; Linden, P.F.; Lykoudis, S. Pedestrians' perception of environmental stimuli through field surveys: Focus on particulate pollution. *Sci. Total Environ.* **2011**, *409*, 2493–2502. [CrossRef] [PubMed]
30. Allström, A.; Kristoffersson, I.; Susilo, Y. Smartphone based travel diary collection: Experiences from a field trial in stockholm. *Transp. Res. Procedia* **2017**, *26*, 32–38. [CrossRef]
31. Harari, G.M.; Müller, S.R.; Aung, M.S.H.; Rentfrow, P.J. Smartphone sensing methods for studying behavior in everyday life. *Curr. Opin. Behav. Sci.* **2017**, *18*, 83–90. [CrossRef]
32. Cornet, V.P.; Holden, R.J. Systematic review of smartphone-based passive sensing for health and wellbeing. *J. Biomed. Inform.* **2018**, *77*, 120–132. [CrossRef] [PubMed]
33. Morawska, L.; Thai, P.K.; Liu, X.; Asumadu-Sakyi, A.; Ayoko, G.; Bartonova, A.; Bedini, A.; Chai, F.; Christensen, B.; Dunbabin, M.; et al. Applications of low-cost sensing technologies for air quality monitoring and exposure assessment: How far have they gone? *Environ. Int.* **2018**, *116*, 286–299. [CrossRef] [PubMed]
34. Ueberham, M.; Schmidt, F.; Schlink, U. Advanced smartphone-based sensing with open-source task automation. *Sensors* **2018**, *18*, 8. [CrossRef] [PubMed]
35. Ueberham, M.; Schlink, U. Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements—A ranking study. *Environ. Int.* **2018**, *121*, 130–138. [CrossRef] [PubMed]
36. Plotnikoff, R.C.; Trinh, L. Protection motivation theory: Is this a worthwhile theory for physical activity promotion? *Exerc. Sport Sci. Rev.* **2010**, *38*, 91–98. [CrossRef] [PubMed]
37. Steadman, R.G. The assessment of sultriness. Part i: A temperature-humidity index based on human physiology and clothing science. *J. Appl. Meteorol.* **1979**, *18*, 861–873. [CrossRef]
38. World Health Organization. *Environmental Noise Guideline for the European Region*; World Health Organization: Copenhagen, Denmark, 2018.
39. Fink, D.J. What is a safe noise level for the public? *Am. J. Public Health* **2017**, *107*, 44–45. [CrossRef] [PubMed]
40. Kondo, M.C.; Fluehr, J.M.; McKeon, T.; Branas, C.C. Urban green space and its impact on human health. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2018**, *15*. [CrossRef] [PubMed]
41. Nieuwenhuijsen, M.J.; Khreis, H.; Triguero-Mas, M.; Gascon, M.; Dadvand, P. Fifty shades of green: Pathway to healthy urban living. *Epidemiology* **2017**, *28*, 63–71. [CrossRef] [PubMed]
42. Mertens, L.; Compernolle, S.; Deforche, B.; Mackenbach, J.D.; Lakerveld, J.; Brug, J.; Roda, C.; Feuillet, T.; Oppert, J.M.; Glonti, K.; et al. Built environmental correlates of cycling for transport across Europe. *Health Place* **2017**, *44*, 35–42.
43. Apparicio, P.; Carrier, M.; Gelb, J.; Séguin, A.-M.; Kingham, S. Cyclists' exposure to air pollution and road traffic noise in central city neighbourhoods of montreal. *J. Transp. Geogr.* **2016**, *57*, 63–69. [CrossRef]
44. Jereb, B.; Batkovič, T.; Herman, L.; Šipek, G.; Kovše, Š.; Gregorič, A.; Močnik, G. Exposure to black carbon during bicycle commuting–alternative route selection. *Atmosphere* **2018**, *9*, 21. [CrossRef]
45. Ramirez-Andreotta, M.D.; Brody, J.G.; Lothrop, N.; Loh, M.; Beamer, P.I.; Brown, P. Improving environmental health literacy and justice through environmental exposure results communication. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2016**, *13*. [CrossRef] [PubMed]
46. San José, R.; Pérez, J.L.; Pérez, L.; Gonzalez Barras, R.M. Effects of climate change on the health of citizens modelling urban weather and air pollution. *Energy* **2018**, *165*, 53–62. [CrossRef]
47. Edwards, E.A.; Lumsden, J.; Rivas, C.; Steed, L.; Edwards, L.A.; Thiyagarajan, A.; Sohanpal, R.; Caton, H.; Griffiths, C.J.; Munafo, M.R.; et al. Gamification for health promotion: Systematic review of behaviour change techniques in smartphone apps. *BMJ Open* **2016**, *6*, e012447. [CrossRef] [PubMed]
48. Bagot, K.S.; Matthews, S.A.; Mason, M.; Squeglia, L.M.; Fowler, J.; Gray, K.; Herting, M.; May, A.; Colrain, I.; Godino, J.; et al. Current, future and potential use of mobile and wearable technologies and social media data in the abcd study to increase understanding of contributors to child health. *Dev. Cogn. Neurosci.* **2018**, *32*, 121–129. [CrossRef] [PubMed]

49. Leaffer, D.; Wolfe, C.; Doroff, S.; Gute, D.; Wang, G.; Ryan, P. Wearable ultrafine particle and noise monitoring sensors jointly measure personal co-exposures in a pediatric population. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2019**, *16*. [CrossRef] [PubMed]
50. Yeboah, G.; Alvanides, S.; Thompson, E.M. Everyday cycling in urban environments: Understanding behaviors and constraints in space-time. In *Computational Approaches for Urban Environments*; Springer: Cham, Switzerland, 2015; pp. 185–210.
51. Lawrence, R.J.; Forbat, J.; Zufferey, J. Rethinking conceptual frameworks and models of health and natural environments. *Health* **2019**, *23*, 158–179. [CrossRef] [PubMed]
52. Nieuwenhuijsen, M.; Khreis, H. *Integrating Human Health into Urban and Transport Planning*; Springer: Cham, Switzerland, 2018.
53. Hankey, S.; Lindsey, G.; Marshall, J.D. Population-level exposure to particulate air pollution during active travel: Planning for low-exposure, health-promoting cities. *Environ. Health Perspect.* **2017**, *125*, 527–534. [CrossRef] [PubMed]
54. Nieuwenhuijsen, M.J.; Khreis, H.; Verlinghieri, E.; Mueller, N.; Rojas-Rueda, D. Participatory quantitative health impact assessment of urban and transport planning in cities: A review and research needs. *Environ. Int.* **2017**, *103*, 61–72. [CrossRef] [PubMed]
55. Tonne, C.; Basagana, X.; Chaix, B.; Huynen, M.; Hystad, P.; Nawrot, T.S.; Slama, R.; Vermeulen, R.; Weuve, J.; Nieuwenhuijsen, M. New frontiers for environmental epidemiology in a changing world. *Environ. Int.* **2017**, *104*, 155–162. [CrossRef] [PubMed]
56. Reis, S.; Seto, E.; Northcross, A.; Quinn, N.W.; Convertino, M.; Jones, R.L.; Maier, H.R.; Schlink, U.; Steinle, S.; Vieno, M.; et al. Integrating modelling and smart sensors for environmental and human health. *Environ. Model. Softw.* **2015**, *74*, 238–246. [CrossRef] [PubMed]
57. Andersson, A.; Winslott Hiselius, L.; Adell, E. Promoting sustainable travel behaviour through the use of smartphone applications: A review and development of a conceptual model. *Travel Behav. Soc.* **2018**, *11*, 52–61. [CrossRef]

© 2019 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Supporting information for article

Cyclists' Multiple Environmental Urban Exposures—Comparing Subjective and Objective Measurements

Maximilian Ueberham [1,*], Uwe Schlink [1], Martin Dijst [2] and Ulrike Weiland [3]

[1] Department of Urban and Environmental Sociology, Helmholtz Centre for Environmental Research—UFZ, 04318 Leipzig, Germany; uwe.schlink@ufz.de
[2] Department of Urban Development and Mobility, Luxembourg Institute of Socio-Economic Research (LISER), 4366 Esch-sur-Alzette, Luxembourg; martin.dijst@liser.lu
[3] Faculty of Physics and Earth Sciences, Institute for Geography, University of Leipzig, 04103 Leipzig, Germany; uweiland@uni-leipzig.de
* Correspondence: maximilian.ueberham@ufz.de; Tel.: +49-341-235-1740

Figure S1. Written questionnaire survey excerpt.

Figure S2. Smartphone questionnaire survey.

Figure S3. Mean objective exposure of cyclists.

1) How high is the importance of the following factors when you choose your cycling route?

	Very low	1	2	3	4	5	very high
length and velocity							
greenspace							
low traffic							
existing bike lanes							
safety							

2) How often do you change your cycling route to the same destination in everyday life?

	Never	1	2	3	4	5	very often

3) I can imagine using a route planning application that suggests ways with the lowest possible exposure to heat, noise, and particulate matter.

Yes

Yes, if…

No

4) The exposure to noise, heat, and air pollution can have negative impacts on health.

	I do not agree	1	2	3	4	5	I totally agree
Noise							
Heat							
Air Pollution							

5) I feel personal health impacts due to the exposure to noise, heat, and air pollution.

	I do not agree	1	2	3	4	5	I totally agree
Noise							
Heat							
Air Pollution							

6) I feel highly exposed to noise, heat, and air pollution during cycling.

	I do not agree	1	2	3	4	5	I totally agree
Noise							
Heat							
Air Pollution							

7) I can influence my exposure to noise, heat, and air pollution through my own actions.

	I do not agree	1	2	3	4	5	I totally agree
Noise							
Heat							
Air Pollution							

8) Which age group do you belong to?

18–24 25–34 35–44 45–54 55–64 65–74 >75 no information

9) How long do you cycle on a normal working day?

10) Which highest school degree do you have?

Figure S1. Questionnaire survey excerpt

1) How high was your mean perceived heat exposure intensity during the route? (rating 1, very low to 5, very high)

2) How high was your mean perceived noise exposure intensity during the route? (rating 1, very low to 5, very high)

3) How high was your mean perceived air pollution exposure intensity during the route? (rating 1, very low to 5, very high)

4) Have you taken detours during the route? (yes/no)

5) What was the purpose of this route? (text field)

Figure S2. Smartphone questionnaire Survey items.

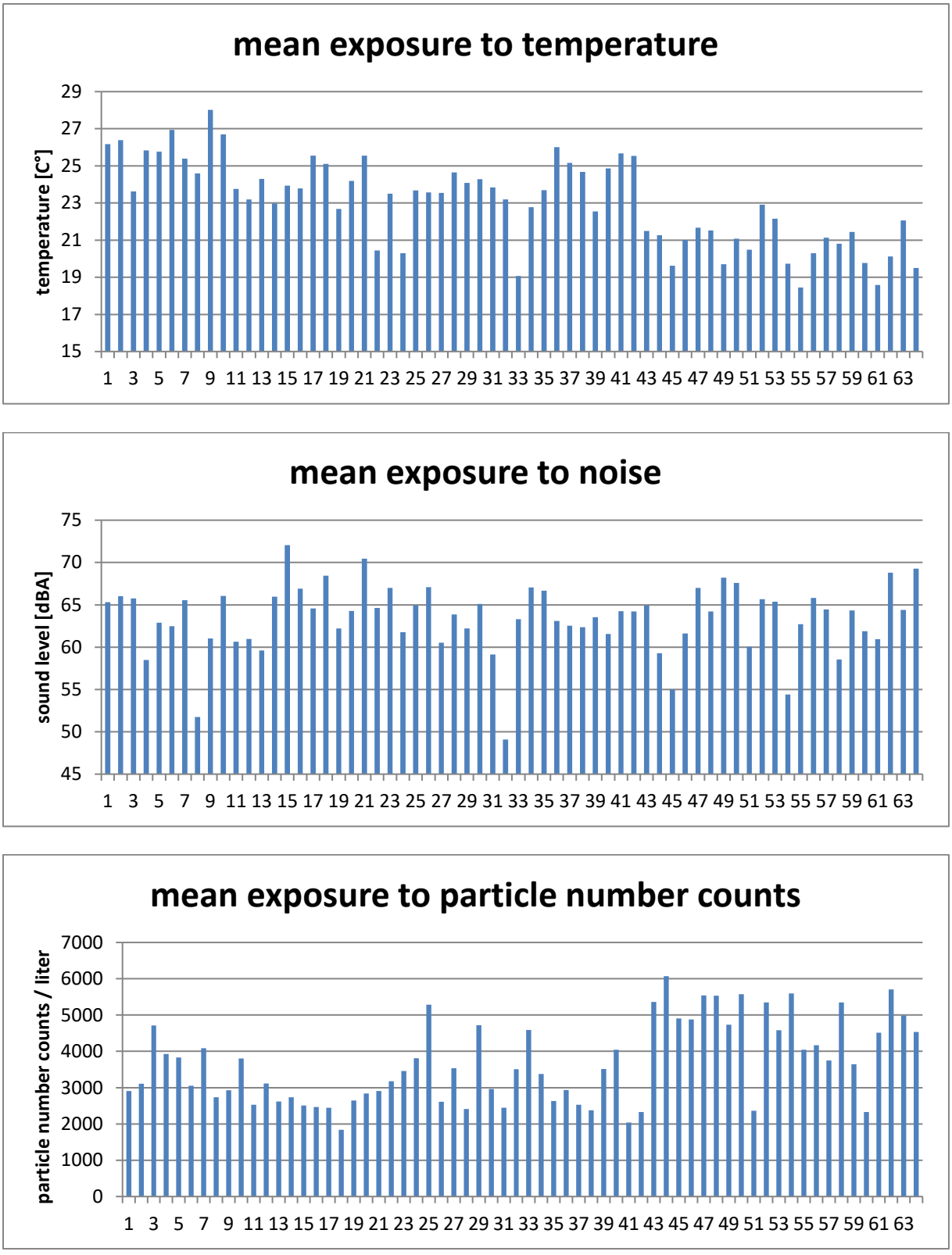


Figure S3. Mean objective exposure of cyclists.

5 Synthese

5.1 Sensorauswahl

Die Ergebnisse der ersten zwei Artikel haben gezeigt, dass es essentiell für den Erfolg einer dynamischen individuellen Expositionsstudie mit Laien ist, welche Eigenschaften und Gesamt-Performance die Messgeräte aufweisen. Die Gesamt-Performance setzt sich aus Genauigkeit, Reaktionszeit, Messintervall und der Handhabung der Geräte zusammen. Der im ersten Artikel durchgeführte Vergleich, stellt eine mögliche Variante eines Standardvorgehens (SOP) für die Bewertung der Sensorgüte in zukünftigen Evaluationen an.

Um den Einfluss von umweltbedingten Störfaktoren wie Sonneneinstrahlung bei Temperaturmessungen oder Wind bei Lärmmessungen zu minimieren, sind Strahlungs- und Windschutz notwendig. Von großer Bedeutung für die dynamische Erfassung von Feinstaubpartikeln ist zudem die Wahl eines aktiv betriebenen luftstrom-basierten Gerätes.

Die Evaluation der Studienteilnehmer bestätigt zudem, dass die Motivation der Teilnehmer in großem Maße davon abhängt, wie einfach Geräte zu bedienen sind und wie hoch der Tragekomfort ist (Haddad und de Nazelle, 2018).

Es wurde gezeigt, dass mit dem Einsatz Smartphone-basierter Messtechnik, sich neben der passiven Sammlung objektiver Umweltdaten auch die subjektive Perspektive der Exposition durch ein aktives Fragebogenfeedback der Personen integrieren lässt. Zudem lassen sich Smartphone-Sensoren, die nicht originär zur Expositionsmessung bestimmt sind, für die Analyse nutzbar machen. So konnte für die Kontrolle der korrekten Anwendungsumgebung das Lichtsensorsignal genutzt werden. Messungen in Innenräumen mit geringer Lichtintensität wurden für die Datenanalyse ausgeschlossen.

Weiterhin zeigte das Smartphone die genauste geographische Position an, da neben dem GPS-Sensor auch Drahtlosnetzwerke in der Umgebung für die Ortung genutzt werden.

Mit der Wahl einer frei zugänglichen und modifizierbaren Smartphone-Softwarelösung, wie sie in Artikel 2 vorgestellt wird, ist gewährleistet, dass sich der Messansatz an die jeweilige Fragestellung einer Expositionsstudie anpassen lässt. Damit steht die empfohlene Sensorkombination auch durch das digitale, offene und transparente Datenmanagement für den Trend einer „Open Science“ (Helmholtz, 2016).

5.2 Exposition, Risikobewusstsein und Anpassung

Die Besonderheit des methodischen Ansatzes in dieser Arbeit ist die zeitgleiche Messung multipler Umweltbelastungen auf Basis objektiver Daten und subjektiver Wahrnehmungen im

geographischen Kontext. Die Ergebnisse haben gezeigt, dass die Fahrradfahrer ihre individuelle Exposition gegenüber Lärm und Feinstaub deutlich unterschätzen. Diese Diskrepanz ist eine wichtige Erkenntnis für den Umgang mit Umweltbelastungen auf individueller Ebene. Durch personalisierte Informationen und Aufklärung über die reellen Belastungen könnte eine Handlungsmotivation hinsichtlich der Veränderung alltäglicher Verhaltensweisen befördert werden (Haddad und de Nazelle, 2018). Die Befragung zeigt, dass das dafür notwendige Risikobewusstsein zwar vorhanden ist, jedoch wenige Teilnehmer direkte Auswirkungen spüren, die letztlich häufig Auslöser für Veränderungen darstellen. In den Fragebogenantworten gaben 80% an, die gesundheitlichen Risiken von Lärm und Feinstaub zu kennen, allerdings spürt nur eine Minderheit (<10%) gesundheitliche Probleme, die mit Lärm und Feinstaub assoziiert werden. Trotzdem sind die Befragten bereit, Umwege für eine geringere Umweltexposition in Kauf zu nehmen, wie auch eine andere kürzlich publiziert Studie mit Fahrradfahrern bestätigt (Gössling et al., 2019). Eine Veränderung der Radroute entlang weniger belasteter Wege ist eine mögliche schnell umsetzbare Anpassungsmaßnahme, deren Effekt für eine geringere Exposition auch schon in Studien aufgezeigt wurde (MacNaughton et al., 2014, Jereb et al., 2018, Gilliland et al., 2018, Good et al., 2016). Demzufolge sind Wegeführungen entlang von Grün- und Wasserflächen sowie verkehrsberuhigten Zonen deshalb als stadtplanerische Strategie hoch zu priorisieren. In Leipzig gibt es dafür z.B. Pläne, wie Brachflächen und ehemalige Bahngleise zu grünen und ruhigen Wegeverbindungen umgestaltet werden sollen (Hochtritt, 2017).

5.3 Herausforderungen und Übertragbarkeit

Die Bestimmung individueller Expositionen ist derzeit noch ein sehr aufwendiges Vorhaben. Die durchgeführte Studie hat gezeigt, dass eine lange Planung und Vorbereitung für den Einsatz mobiler Sensorik notwendig ist, insbesondere wenn Laien aktiv beteiligt sind. Jedoch gibt es immer häufiger Smartphone-Anwendungen und Initiativen, die sich dem Thema der partizipativen Sammlung geographisch verorteter Umweltdaten widmen (Castell et al., 2015, Loreto et al., 2017, Nieuwenhuijsen et al., 2017). Es bleibt eine Herausforderung, die Qualität der Messergebnisse mobiler Sensoren im Vergleich zu offiziellen Messungen zu rechtfertigen und die Akzeptanz für neue Messmethoden bei Behörden und in der Verwaltung zu erhöhen (Jiang et al., 2018). Die Arbeit hat gezeigt, dass relative Veränderungen in der objektiven Belastung verlässlich von tragbaren Sensoren abgebildet werden. Dies bestätigen auch anderen Studien (Fishbain et al., 2017, Borrego et al., 2016).

Studien über die individuelle Exposition mit mobiler Messtechnik sind jedoch bisher nicht dazu geeignet, Langzeituntersuchungen durchzuführen, da der Aufwand zu groß ist und die Geräte der Person viel Eigeninitiative abverlangen.

Die beschriebenen Umweltbelastungen sind durch zahlreiche andere Umweltfaktoren beeinflusst, die in Zukunft noch mehr Beachtung finden sollten. Dazu gehören neben der gebauten sowie natürlichen Umwelt und meteorologischen Größen wie Wind, Niederschlag und Strahlung auch zeitabhängige anthropogene Faktoren, wie Baustellen oder das Verkehrsaufkommen mit Auswirkungen auf die Intensität von Lärm, Feinstaub und Hitze (Choi et al., 2016, Nieuwenhuijsen, 2016).

Der Vorteil der angewendeten Methodik ist die einfache Übertragbarkeit auf andere geographische Gebiete. Überall wo Mensch und Umwelteinflüsse aufeinandertreffen, lassen sich individuelle Expositionen untersuchen und im jeweiligen baulichen, sozialen und natürlichen Kontext der Umwelt analysieren. Damit lässt sich insbesondere die Exposition von Betroffenen, die schon unter den Auswirkungen der Umweltbelastungen leiden und von Risikogruppen, die stark gefährdet sind, besser untersuchen. Die Bewertung individueller Expositionen mit mobilen Messmethoden hat sich zwar in der angewandten Planungspraxis bisher nicht etabliert, jedoch gibt es erfolgreiche Beispiele, die im Rahmen von Förderprogrammen damit einen partizipativen Weg der Minderung von Umweltbelastungen aufgezeigt haben. Dazu gehört in Leipzig das vom Umweltbundesamt geförderte Projekt “Machs leiser”, in dem Bürger selbst Lärm gemessen und mit Planern Gebiete für Lärmminderungsmaßnahmen beschlossen haben (Supplies et al., 2013).

5.4 Ausblick

Die im Rahmen der Arbeit gesammelten Daten bieten noch Potenzial in der Analyse raumzeitlicher individueller Einflussfaktoren, welche die objektive Exposition beeinflussen. Dies bezieht sich vor allem auf zeitgeographische Faktoren, also individuelle Restriktionen, die den Bewegungsraum und die zeitliche Struktur von Personen wesentlich mitbestimmen (Park und Kwan, 2017, Chaix, 2018). Anhand der Analyse von geographischen Bewegungsmustern lassen sich Aktionsräume und Orte identifizieren, die regelmäßig aufgesucht werden. Dabei kann das Maß an Variabilität in der Wegewahl zu diesen Zielen ein Hinweis darauf sein, wie zeitlich flexibel eine Person in der Wahl von Wegalternativen ist. Gekoppelt mit soziodemographischen Daten lassen sich weitergehende Fragestellungen über den Einfluss des Sozialstatus auf die individuelle Exposition untersuchen. Dafür ist es auch notwendig, entsprechend große Studien aufzubauen, um dann Gruppen vergleichen zu

können. Hierbei bietet es sich an, nicht nur Fahrradfahrer, sondern auch andere Mobilitätsformen mit aufzunehmen.

Der raumzeitliche Messansatz bietet zudem die Möglichkeit, gebaute und natürliche Umweltfaktoren entlang von Wegen oder an bestimmten Orten in ihrer Einflussstärke auf die Exposition sowie deren gegenseitig Wechselwirkung zu untersuchen. Damit lassen sich z.B. Hotspot-Karten erzeugen, die Orte besonders intensiver Mehrfachbelastung identifizieren.

Es zeigt sich zudem anhand der Vielzahl von neuen Publikationen, dass sich der Bereich der (geographischen) Gesundheitsforschung dem Thema dynamischer individueller Expositionen auf konzeptioneller und empirischer Ebene annimmt, um die Relevanz räumlichen Verhaltens als Einflussfaktor auf gesundheitliche Effekte intensiver zu untersuchen (Leaffer et al., 2019, Mazaheri et al., 2018, Lawrence et al., 2019, Zhao et al., 2018, Zenk et al., 2018).

Damit verbunden ist eine Initiative europäischer Akteure aus Wissenschaft und Planungspraxis, das Thema urbane Gesundheit und Stadtplanung stärker zu integrieren (Krefis et al., 2018, Andrianou und Makris, 2018, Nieuwenhuijsen und Khreis, 2018, Mueller et al., 2017). Entsprechend dazu gibt es in Deutschland u.a. durch die deutsche Akademie für Raumforschung und Landesplanung initiierte Forschungsbeiträge zur Planung gesundheitsfördernder Städte (Baumgart et al., 2018, Schlicht, 2017). Die Analyse der individuellen Exposition nimmt dabei einen wichtigen Stellenwert ein, um neben dem allgemeinen Gesundheitsschutz die Bedürfnisse und Anpassungsmöglichkeiten auf individuell-präventiver Ebene herauszuarbeiten um die lokale Lebensqualität zu verbessern.

Ein zukünftig wichtiger disziplinübergreifender Forschungsschwerpunkt liegt dafür in der Integration und Kombination von mobilen Messungen, stationären Umweltdaten, qualitativen und quantitativen Befragungen sowie kleinräumigen Modellberechnungen und Simulationen von Umweltbelastungen (Reis et al., 2015, Kabisch et al., 2018).

6 Schlussfolgerungen

In dieser Arbeit wurde gezeigt, dass sich zur Analyse und Bewertung multipler individueller Expositionen gegenüber urbanen Umweltbelastungen ein Smartphone-basierter Messansatz mit tragbarer Umweltmesstechnik eignet. Dabei liegt die Neuerung in der zeitgleichen räumlichen Erfassung objektiver sowie subjektiver multipler Expositionen.

Eigenschaften der Sensortechnik, wie ein kurzes Messintervall, schnelle Reaktionszeit, hohe Genauigkeit und einfache Handhabung sind essenziell für den Erfolg von Studien über individuelle Expositionen mit Laien. Die Gesamt-Performance dieser Eigenschaften unterscheidet sich in Abhängigkeit vom Messparameter und sollte in die Interpretation von Messergebnisse einfließen.

Der vorgestellte Messansatz unterstützt eine Forschungspraxis, die interessierte Nichtwissenschaftler durch die aktive Datenerhebung stärker einbindet und, eine Rückmeldung der Messdaten vorausgesetzt, Interesse und Akzeptanz für ein Forschungsprojekt erhöhen kann. Eine Vielzahl an Menschen leidet bereits unter den gesundheitlichen Auswirkungen von Lärm, Feinstaub und Hitze und noch mehr Personen zählen zu Risikogruppen. Für diese Betroffenen kann die individuelle Bewertung der Umweltexpositionen von großem Nutzen sein, um Vermeidungs- oder Anpassungsmaßnahmen umzusetzen. Damit fügt sich der Ansatz in die Entwicklung zu einer personalisierten Medizin mit individualisierten Präventionskonzepten ein.

Für die Erforschung des Exposoms ist zudem die dynamische Erfassung multipler individueller Expositionen ein wichtiger Startpunkt, um möglichst viele Umwelteinflüsse zu erfassen, die eine Auswirkung auf die Entstehung von Krankheiten haben könnten. Der räumliche Kontext, in dem sich ein Mensch alltäglich bewegt, wird dafür an Bedeutung weiter zunehmen. Auch die Etablierung einer geographischen Gesundheitsforschung zeigt, dass die Geographie methodisch und inhaltlich auf die Expositionsforschung zukünftig stärkeren Einfluss haben wird (Augustin und Koller, 2017).

7 Literaturverzeichnis

Abhijith, K. V., Kumar, P., Gallagher, J., Mcnabola, A., Baldauf, R., Pilla, F., Broderick, B., Di Sabatino, S. & Pulvirenti, B. 2017. Air pollution abatement performances of green infrastructure in open road and built-up street canyon environments – A review. *Atmospheric Environment.* 162,71-86.

Adams, C., Riggs, P. & Volckens, J. 2009. Development of a method for personal, spatiotemporal exposure assessment. *J Environ Monit.* 11,(7)**:** 1331-1339.

Aletta, F., Van Renterghem, T. & Botteldooren, D. 2018. Influence of Personal Factors on Sound Perception and Overall Experience in Urban Green Areas. A Case Study of a Cycling Path Highly Exposed to Road Traffic Noise. *Int J Environ Res Public Health.* 15,(6)**:** 1-17.

Amaral, S. S., De Carvalho, J. A., Costa, M. a. M. & Pinheiro, C. 2015. An Overview of Particulate Matter Measurement Instruments. *Atmosphere.* 6,(9)**:** 1327-1345.

Andersson, A., Winslott Hiselius, L. & Adell, E. 2018. Promoting sustainable travel behaviour through the use of smartphone applications: A review and development of a conceptual model. *Travel Behaviour and Society.* 11,52-61.

Andrianou, X. D. & Makris, K. C. 2018. The framework of urban exposome: Application of the exposome concept in urban health studies. *Sci Total Environ.* 636,963-967.

Anhalt, M., Friedrich, A. & Schönfeldt, F. 2018. Luftreinhalteplan für die Stadt Leipzig. Fortschreibung 2018.Stadt Leipzig.

Apparicio, P., Carrier, M., Gelb, J., Séguin, A.-M. & Kingham, S. 2016. Cyclists' exposure to air pollution and road traffic noise in central city neighbourhoods of Montreal. *Journal of Transport Geography.* 57,63-69.

Arbuthnott, K. G. & Hajat, S. 2017. The health effects of hotter summers and heat waves in the population of the United Kingdom: a review of the evidence. *Environ Health.* 16,(1)**:** 1-13.

Asimina, S., Chapizanis, D., Karakitsios, S., Kontoroupis, P., Asimakopoulos, D. N., Maggos, T. & Sarigiannis, D. 2018. Assessing and enhancing the utility of low-cost activity and location sensors for exposure studies. *Environ Monit Assess.* 190,(155)**:** 1-12.

Augustin, J. & Koller, D. 2017. *Geografie der Gesundheit. Die räumliche Dimension von Epidemiologie und Versorgung,* Bern, hogrefe.

Austen, K. 2015. Pollution patrol. *Nature.* 517,136-138.

Babisch, W. 2014. Updated exposure-response relationship between road traffic noise and coronary heart diseases: a meta-analysis. *Noise Health.* 16,(68)**:** 1-9.

Babisch, W., Greye, S. & Schreiber, H. 2007. Lärm - das unterschätzte Risiko! Dessau.

Baumgart, S., Köckler, H., Ritzinger, A. & Rüdiger, A. 2018. Planung für gesundheitsfördernde Städte.Akademie für Raumforschung und Landesplanung. Hannover.

Bekö, G., Kjeldsen, B. U., Olsen, Y., Schipperijn, J., Wierzbicka, A., Karottki, D. G., Toftum, J., Loft, S. & Clausen, G. 2015. Contribution of various microenvironments to the daily personal exposure to ultrafine particles: Personal monitoring coupled with GPS tracking. *Atmospheric Environment.* 110,122-129.

Benthin, R. & Gellrich, A. 2016. Umweltbewusstsein in Deutschland 2016. Ergebnisse einer räpräsentativen Bevölkerungsumfrage.Umweltbundesamt. Berlin.

Bernhard, M. C., Kent, S. T., Sloan, M. E., Evans, M. B., Mcclure, L. A. & Gohlke, J. M. 2015. Measuring personal heat exposure in an urban and rural environment. *Environ Res.* 137,410-418.

Birkmann, J., Vollmer, M. & Schanze, J. 2013. Raumentwicklung im Klimawandel. Herausforderungen für die räumliche Planung. Hannover.

Birmili, W., Rehn, J., Vogel, A., Boehlke, C., Weber, K. & Rasch, F. 2013. Micro-scale variability of urban particle number and mass concentrations in Leipzig, Germany. *Meteorologische Zeitschrift.* 22,(2)**:** 155-165.

Bmu, B. F. U., Naturschutz Und Nukleare Sicherheit. 2019. *Umweltprüfungen UVP/SUP* [Online]. https://www.bmu.de/themen/bildung-beteiligung/buergerbeteiligung/umweltpruefungen-uvpsup/ [Zugriff am 26.05.2019].

Borrego, C., Costa, A. M., Ginja, J., Amorim, M., Coutinho, M., Karatzas, K., Sioumis, T., Katsifarakis, N., Konstantinidis, K., De Vito, S., Esposito, E., Smith, P., Andre, N., Gerard, P., Francis, L. A., Castell, N., Schneider, P., Viana, M., Minguillon, M. C., Reimringer, W., Otjes, R. P., Von Sicard, O., Pohle, R., Elen, B., Suriano, D., Pfister, V., Prato, M., Dipinto, S. & Penza, M. 2016. Assessment of air quality microsensors versus reference methods: The EuNetAir joint exercise. *Atmospheric Environment.* 147,246-263.

Brody, J. G., Dunagan, S. C., Morello-Frosch, R., Brown, P., Patton, S. & Rudel, R. A. 2014. Reporting individual results for biomonitoring and environmental exposures: lessons learned from environmental communication case studies. *Environ Health.* 13,(40)**:** 1-8.

Bundesamt Für Strahlenschutz, B. 2019. *Glossar: Exposition* [Online]. https://www.bfs.de/DE/service/glossar/_functions/glossar.html?cms_lv2=6028330&cms_lv3=7465808 [Zugriff am 25.03.2019].

Bunz, M. & Wothge, J. 2016. Fachliche Einschätzung der Lärmwirkungsstudie NORAH.Umweltbundesamt. Dessau.

Burke, J., Estrin, D., Hansen, M., Parker, A., Ramanathan, N. & Reddy, S. Participatory Sensing. ACM SenSys, 2006 Boulder.

Campbell, A. T., Lane, N. D., Miluzzo, E., Peterson, R. A., Lu, H., Zheng, X., Musolesi, M., Fodor, K., Ahn, G. S. & Eisenman, S. B. 2008. The rise of people-centric sensing. *Ieee Internet Computing.* 12,(4)**:** 12-21.

Castell, N., Dauge, F. R., Schneider, P., Vogt, M., Lerner, U., Fishbain, B., Broday, D. & Bartonova, A. 2017. Can commercial low-cost sensor platforms contribute to air quality monitoring and exposure estimates? *Environ Int.* 99,293-302.

Castell, N., Kobernus, M., Liu, H.-Y., Schneider, P., Lahoz, W., Berre, A. J. & Noll, J. 2015. Mobile technologies and services for environmental monitoring: The Citi-Sense-MOB approach. *Urban Climate.* 14,370-382.

Cernansky, R. 2017. A Blend of Old and New: Biomonitoring Methods to Study the Exposome. *Environ Health Perspect.* 125,(4)**:** A74.

Chaix, B. 2018. Mobile Sensing in Environmental Health and Neighborhood Research. *Annu Rev Public Health.* 39,367-384.

Chaix, B., Meline, J., Duncan, S., Merrien, C., Karusisi, N., Perchoux, C., Lewin, A., Labadi, K. & Kestens, Y. 2013. GPS tracking in neighborhood and health studies: a step forward for environmental exposure assessment, a step backward for causal inference? *Health Place.* 21,46-51.

Choi, W., Ranasinghe, D., Bunavage, K., Deshazo, J. R., Wu, L., Seguel, R., Winer, A. M. & Paulson, S. E. 2016. The effects of the built environment, traffic patterns, and micrometeorology on street level ultrafine particle concentrations at a block scale: Results from multiple urban sites. *Sci Total Environ.* 553,474-485.

Cornet, V. P. & Holden, R. J. 2018. Systematic review of smartphone-based passive sensing for health and wellbeing. *J Biomed Inform.* 77,120-132.

Crandall, C. G. & Wilson, T. E. 2015. Human cardiovascular responses to passive heat stress. *Compr Physiol.* 5,(1)**:** 17-43.

De Nazelle, A., Seto, E., Donaire-Gonzalez, D., Mendez, M., Matamala, J., Nieuwenhuijsen, M. J. & Jerrett, M. 2013. Improving estimates of air pollution exposure through ubiquitous sensing technologies. *Environ Pollut.* 176,92-99.

Del Rosario, M. B., Redmond, S. J. & Lovell, N. H. 2015. Tracking the Evolution of Smartphone Sensing for Monitoring Human Movement. *Sensors (Basel).* 15,(8)**:** 18901-18033.

Donaire-Gonzalez, D., Valentin, A., Van Nunen, E., Curto, A., Rodriguez, A., Fernandez-Nieto, M., Naccarati, A., Tarallo, S., Tsai, M. Y., Probst-Hensch, N., Vermeulen, R., Hoek, G., Vineis, P., Gulliver, J. & Nieuwenhuijsen, M. J. 2019. ExpoApp: An integrated system to assess multiple personal environmental exposures. *Environ Int.* 126,494-503.

Dons, E., Laeremans, M., Orjuela, J. P., Avila-Palencia, I., Carrasco-Turigas, G., Cole-Hunter, T., Anaya-Boig, E., Standaert, A., De Boever, P., Nawrot, T., Gotschi, T., De Nazelle, A., Nieuwenhuijsen, M. & Int Panis, L. 2017. Wearable Sensors for Personal Monitoring and Estimation of Inhaled Traffic-Related Air Pollution: Evaluation of Methods. *Environ Sci Technol.* 51,(3)**:** 1859-1867.

Escher, B. I., Hackermuller, J., Polte, T., Scholz, S., Aigner, A., Altenburger, R., Bohme, A., Bopp, S. K., Brack, W., Busch, W., Chadeau-Hyam, M., Covaci, A., Eisentrager, A., Galligan, J. J., Garcia-Reyero, N., Hartung, T., Hein, M., Herberth, G., Jahnke, A., Kleinjans, J., Kluver, N., Krauss, M., Lamoree, M., Lehmann, I., Luckenbach, T., Miller, G. W., Muller, A., Phillips, D. H., Reemtsma, T., Rolle-Kampczyk, U., Schuurmann, G., Schwikowski, B., Tan, Y. M., Trump, S., Walter-Rohde, S. & Wambaugh, J. F. 2017. From the exposome to mechanistic understanding of chemical-induced adverse effects. *Environ Int.* 99,97-106.

Fishbain, B., Lerner, U., Castell, N., Cole-Hunter, T., Popoola, O., Broday, D. M., Iniguez, T. M., Nieuwenhuijsen, M., Jovasevic-Stojanovic, M., Topalovic, D., Jones, R. L., Galea, K. S., Etzion, Y., Kizel, F., Golumbic, Y. N., Baram-Tsabari, A., Yacobi, T., Drahler, D., Robinson, J. A., Kocman, D., Horvat, M., Svecova, V., Arpaci, A. & Bartonova, A. 2017. An evaluation tool kit of air quality micro-sensing units. *Sci Total Environ.* 575,639-648.

Fuller, S. & Bulkeley, H. 2013. Changing countries, changing climates: achieving thermal comfort through adaptation in everyday activities. *Area.* 45,(1)**:** 63-69.

Galinski, A. 2013. *Innenentwicklung vor Außenentwicklung* [Online]. Springer. https://www.springerprofessional.de/bauplanung/stadtplanung/innenentwicklung-vor-aussenentwicklung/6558358 [Zugriff am 24.04.2019].

Gilliland, J., Maltby, M., Xu, X., Luginaah, I. & Shah, T. 2018. Influence of the Natural and Built Environment on Personal Exposure to Fine Particulate Matter (PM2.5) in Cyclists Using City Designated Bicycle Routes. *Urban Science.* 2,(120)**:** 1-26.

Goldbach, A. & Kuttler, W. 2013. Quantification of turbulent heat fluxes for adaptation strategies within urban planning. *International Journal of Climatology.* 33,(1)**:** 143-159.

Good, N., Molter, A., Ackerson, C., Bachand, A., Carpenter, T., Clark, M. L., Fedak, K. M., Kayne, A., Koehler, K., Moore, B., L'orange, C., Quinn, C., Ugave, V., Stuart, A. L., Peel, J. L. & Volckens, J. 2016. The Fort Collins Commuter Study: Impact of route type and transport mode on personal exposure to multiple air pollutants. *J Expo Sci Environ Epidemiol.* 26,(4)**:** 397-404.

Goodchild, M. F. 2007. Citizens as sensors: the world of volunteered geography. *GeoJournal.* 69,(4)**:** 211-221.

Gössling, S., Humpe, A., Litman, T. & Metzler, D. 2019. Effects of Perceived Traffic Risks, Noise, and Exhaust Smells on Bicyclist Behaviour: An Economic Evaluation. *Sustainability.* 11,(408)**:** 1-15.

Großmann, K., Franck, U., Heyde, M., Schlink, U., Schwarz, N. & Stark, K. 2017. Sozial-räumliche Aspekte der Anpassung an Hitze in Städten. *In:* Marx, A. (Hrsg.) *Klimaanpassung in Forschung und Politik.* Wiesbaden: Springer.

Guo, Y., Gasparrini, A., Armstrong, B., Li, S., Tawatsupa, B., Tobias, A., Lavigne, E., De Sousa Zanotti Stagliorio Coelho, M., Leone, M., Pan, X., Tong, S., Tian, L., Kim, H., Hashizume, M., Honda, Y., Guo, Y. L., Wu, C. F., Punnasiri, K., Yi, S. M., Michelozzi, P., Saldiva, P. H. & Williams, G. 2014. Global variation in the effects of ambient temperature on mortality: a systematic evaluation. *Epidemiology.* 25,(6)**:** 781-789.

Guo, Y., Liu, F., Lu, Y., Mao, Z., Lu, H., Wu, Y., Chu, Y., Yu, L., Liu, Y., Ren, M., Li, N., Chen, X. & Xiang, H. 2016. Factors Affecting Parent's Perception on Air Quality-From the Individual to the Community Level. *Int J Environ Res Public Health.* 13,(493)**:** 1-14.

Haddad, H. & De Nazelle, A. 2018. The role of personal air pollution sensors and smartphone technology in changing travel behaviour. *Journal of Transport & Health.* 11,230-243.

Hansson, U. & Roulston, S. 2017. Evaluations of diaries and GPS-enabled trackers to plot young peoples' geographies – asking the participants what they think. *Children's Geographies.* 15,(5)**:** 517-530.

Harari, G. M., Gosling, S. D., Wang, R., Chen, F., Chen, Z. & Campbell, A. T. 2017a. Patterns of behavior change in students over an academic term: A preliminary study of activity and sociability behaviors using smartphone sensing methods. *Computers in Human Behavior.* 67,129-138.

Harari, G. M., Müller, S. R., Aung, M. S. H. & Rentfrow, P. J. 2017b. Smartphone sensing methods for studying behavior in everyday life. *Current Opinion in Behavioral Sciences.* 18,83-90.

Helmholtz, G. 2016. Positionspapier zum Umgang mit Forschungsdaten in der Helmholtz-Gemeinschaft. Leipzig.

Hochtritt, P. 2017. Masterplan Parkbogen Ost.Stadt Leipzig. Leipzig.

Hubbell, B. J., Kaufman, A., Rivers, L., Schulte, K., Hagler, G., Clougherty, J., Cascio, W. & Costa, D. 2018. Understanding social and behavioral drivers and impacts of air quality sensor use. *Sci Total Environ.* 621,886-894.

Huck, J. J., Whyatt, J. D., Coulton, P., Davison, B. & Gradinar, A. 2017. Combining physiological, environmental and locational sensors for citizen-oriented health applications. *Environ Monit Assess.* 189,(3)**:** 14.

Hunecke, M. 2015. *Mobilitätsverhalten verstehen und verändern,* Wiesbaden, Springer VS.

Jereb, B., Batkovič, T., Herman, L., Šipek, G., Kovše, Š., Gregorič, A. & Močnik, G. 2018. Exposure to Black Carbon during Bicycle Commuting–Alternative Route Selection. *Atmosphere.* 9,(21)**:** 1-12.

Jerrett, M., Donaire-Gonzalez, D., Popoola, O., Jones, R., Cohen, R. C., Almanza, E., De Nazelle, A., Mead, I., Carrasco-Turigas, G., Cole-Hunter, T., Triguero-Mas, M., Seto, E. & Nieuwenhuijsen, M. 2017. Validating novel air pollution sensors to improve exposure estimates for epidemiological analyses and citizen science. *Environ Res.* 158,286-294.

Jiang, Q., Bregt, A. K. & Kooistra, L. 2018. Formal and informal environmental sensing data and integration potential: Perceptions of citizens and experts. *Sci Total Environ.* 619-620,1133-1142.

Jovasevic-Stojanovic, M., Bartonova, A., Topalovic, D., Lazovic, I., Pokric, B. & Ristovski, Z. 2015. On the use of small and cheaper sensors and devices for indicative citizen-based monitoring of respirable particulate matter. *Environ Pollut.* 206,696-704.

Kabisch, S., Ueberham, M., Schlink, U., Hertel, D. & Mohamdeen, A. 2018. Local Residential Quality from an Interdisciplinary Perspective: Combining Individual

Perception and micrometeorological Factors. (Hrsg.) *Urban Transformations*. Cham: Springer.
Kallweit, D. & Bünger, B. 2015. Feinstaub macht krank und kostet Leben – Berechnung jährlich entstehender Kosten durch die Feinstaubbelastung in Deutschland. Dessau.
Kestens, Y., Thierry, B., Shareck, M., Steinmetz-Wood, M. & Chaix, B. 2018. Integrating activity spaces in health research: Comparing the VERITAS activity space questionnaire with 7-day GPS tracking and prompted recall. *Spat Spatiotemporal Epidemiol.* 25,1-9.
Kestens, Y., Wasfi, R., Naud, A. & Chaix, B. 2017. "Contextualizing Context": Reconciling Environmental Exposures, Social Networks, and Location Preferences in Health Research. *Curr Environ Health Rep.* 4,(1)**:** 51-60.
Khoi, N. & Casteleyn, S. 2018. Analyzing Spatial and Temporal User Behavior in Participatory Sensing. *ISPRS International Journal of Geo-Information.* 7,(344)**:** 1-30.
Kohlhuber, M., Schenk, T. & Weiland, U. 2012. Verkehrsbezogene Luftschadstoffe und Lärm. *In:* Bolte, G., Bunge, C., Hornberg, C., Köckler, H. & Mielck, A. (Hrsg.) *Umweltgerechtigkeit. Chancengleichheit bei Umwelt und Gesundheit: Konzepte, Datenlage und Handlungsperspektiven.* Bern: Huber.
Kraas, F., Leggewie, C., Lemke, P., Matthies, E., Messner, D., Nakicenovic, N., Schellnhuber, H. J., Schlacke, S. & Schneidewind, U. 2016. WBGU: Der Umzug der Menschheit: Die transformative Kraft der Städte. Berlin.
Kracht, O., Santaigo, J. & Martin, F. 2017. Spatial representativeness of air quality monitoring sites. Ispra.
Kraus, U., Breitner, S., Hampel, R., Wolf, K., Cyrys, J., Geruschkat, U., Gu, J., Radon, K., Peters, A. & Schneider, A. 2015. Individual daytime noise exposure in different microenvironments. *Environ Res.* 140,479-487.
Krefis, A., Augustin, M., Schlünzen, K., Oßenbrügge, J. & Augustin, J. 2018. How Does the Urban Environment Affect Health and Well-Being? A Systematic Review. *Urban Science.* 2,(21)**:** 1-21.
Kühling, W. 2012. Mehrfachbelastungen durch verschiedenartige Umwelteinwirkungen. *In:* Bolte, G., Bunge, C., Hornberg, C., Köckler, H. & Mielck, A. (Hrsg.) *Umweltgerechtigkeit.* Huber.
Kuras, E. R., Hondula, D. M. & Brown-Saracino, J. 2015. Heterogeneity in individually experienced temperatures (IETs) within an urban neighborhood: insights from a new approach to measuring heat exposure. *Int J Biometeorol.* 59,(10)**:** 1363-1372.
Kuras, E. R., Richardson, M. B., Calkins, M. M., Ebi, K. L., Hess, J. J., Kintziger, K. W., Jagger, M. A., Middel, A., Scott, A. A., Spector, J. T., Uejio, C. K., Vanos, J. K., Zaitchik, B. F., Gohlke, J. M. & Hondula, D. M. 2017. Opportunities and Challenges for Personal Heat Exposure Research. *Environ Health Perspect.* 125,(8)**:** 1-9.
Kwan, M. P. 2009. From place-based to people-based exposure measures. *Soc Sci Med.* 69,(9)**:** 1311-1313.
Land-Zandstra, A. M., Devilee, J. L., Snik, F., Buurmeijer, F. & Van Den Broek, J. M. 2016. Citizen science on a smartphone: Participants' motivations and learning. *Public Underst Sci.* 25,(1)**:** 45-60.
Landrigan, P. J., Fuller, R., Acosta, N. J. R., Adeyi, O., Arnold, R., Basu, N., Baldé, A. B., Bertollini, R., Bose-O'reilly, S., Boufford, J. I., Breysse, P. N., Chiles, T., Mahidol, C., Coll-Seck, A. M., Cropper, M. L., Fobil, J., Fuster, V., Greenstone, M., Haines, A., Hanrahan, D., Hunter, D., Khare, M., Krupnick, A., Lanphear, B., Lohani, B., Martin, K., Mathiasen, K. V., Mcteer, M. A., Murray, C. J. L., Ndahimananjara, J. D., Perera, F., Potočnik, J., Preker, A. S., Ramesh, J., Rockström, J., Salinas, C., Samson, L. D., Sandilya, K., Sly, P. D., Smith, K. R., Steiner, A., Stewart, R. B., Suk, W. A., Van

Schayck, O. C. P., Yadama, G. N., Yumkella, K. & Zhong, M. 2017. The Lancet Commission on pollution and health. *The Lancet.* 391,462-512.
Lawrence, R. J., Forbat, J. & Zufferey, J. 2019. Rethinking conceptual frameworks and models of health and natural environments. *Health.* 23,(2)**:** 158-179.
Leaffer, D., Wolfe, C., Doroff, S., Gute, D., Wang, G. & Ryan, P. 2019. Wearable Ultrafine Particle and Noise Monitoring Sensors Jointly Measure Personal Co-Exposures in a Pediatric Population. *Int J Environ Res Public Health.* 16,(3)**:** 14.
Lelieveld, J., Klingmuller, K., Pozzer, A., Poschl, U., Fnais, M., Daiber, A. & Munzel, T. 2019. Cardiovascular disease burden from ambient air pollution in Europe reassessed using novel hazard ratio functions. *Eur Heart J.* 1-7.
Leser, H., Haas, H.-D., Meier, S., Mosimann, T. & Paesler, R. 2005. *Wörterbuch Allgemeine Geographie*, München, dtv.
Lioy, P., Lebret, E., Spengler, J., Brauer, M., Buckley, T., Freeman, N., Jantunen, M., Kissel, J., Lebowitz, M., Maroni, M., Moschandreas, D., Nieuwenhuijsen, M., Seifert, B. & Zmirou-Navier, D. 2005. Defining exposure science. *J Expo Anal Environ Epidemiol.* 15,(6)**:** 463.
Lioy, P. J. & Smith, K. R. 2013. A discussion of exposure science in the 21st century: a vision and a strategy. *Environ Health Perspect.* 121,(4)**:** 405-409.
Liu, H. Y., Kobernus, M., Broday, D. & Bartonova, A. 2015. A conceptual approach to a citizens' observatory--supporting community-based environmental governance. *Environ Health.* 14,107.
Llamalab. 2019. *Automate Android Application* [Online]. https://llamalab.com/automate/ [Zugriff am 02.03.2017].
Loh, M., Sarigiannis, D., Gotti, A., Karakitsios, S., Pronk, A., Kuijpers, E., Annesi-Maesano, I., Baiz, N., Madureira, J., Oliveira Fernandes, E., Jerrett, M. & Cherrie, J. W. 2017. How Sensors Might Help Define the External Exposome. *Int J Environ Res Public Health.* 14,(434)**:** 1-14.
Loreto, V., Haklay, M., Hotho, A., Servedio, V. D. P., Stumme, G., Theunis, J. & Tria, F. 2017. *Participatory Sensing, Opinions and Collective Awareness*, Springer.
Macnaughton, P., Melly, S., Vallarino, J., Adamkiewicz, G. & Spengler, J. D. 2014. Impact of bicycle route type on exposure to traffic-related air pollution. *Sci Total Environ.* 490,37-43.
Mazaheri, M., Clifford, S., Yeganeh, B., Viana, M., Rizza, V., Flament, R., Buonanno, G. & Morawska, L. 2018. Investigations into factors affecting personal exposure to particles in urban microenvironments using low-cost sensors. *Environ Int.* 120,496-504.
Meier, F., Fenner, D., Grassmann, T., Otto, M. & Scherer, D. 2017. Crowdsourcing air temperature from citizen weather stations for urban climate research. *Urban Climate.* 19,170-191.
Mila, C., Salmon, M., Sanchez, M., Ambros, A., Bhogadi, S., Sreekanth, V., Nieuwenhuijsen, M., Kinra, S., Marshall, J. D. & Tonne, C. 2018. When, Where, and What? Characterizing Personal PM2.5 Exposure in Periurban India by Integrating GPS, Wearable Camera, and Ambient and Personal Monitoring Data. *Environ Sci Technol.*
Monrad, M., Sajadieh, A., Christensen, J. S., Ketzel, M., Raaschou-Nielsen, O., Tjonneland, A., Overvad, K., Loft, S. & Sorensen, M. 2017. Long-Term Exposure to Traffic-Related Air Pollution and Risk of Incident Atrial Fibrillation: A Cohort Study. *Environ Health Perspect.* 125,(3)**:** 422-427.
Morawska, L., Thai, P. K., Liu, X., Asumadu-Sakyi, A., Ayoko, G., Bartonova, A., Bedini, A., Chai, F., Christensen, B., Dunbabin, M., Gao, J., Hagler, G. S. W., Jayaratne, R., Kumar, P., Lau, A. K. H., Louie, P. K. K., Mazaheri, M., Ning, Z., Motta, N., Mullins, B., Rahman, M. M., Ristovski, Z., Shafiei, M., Tjondronegoro, D., Westerdahl, D. & Williams, R. 2018. Applications of low-cost sensing technologies for air quality

monitoring and exposure assessment: How far have they gone? *Environ Int.* 116,286-299.
Mueller, N., Rojas-Rueda, D., Basagana, X., Cirach, M., Cole-Hunter, T., Dadvand, P., Donaire-Gonzalez, D., Foraster, M., Gascon, M., Martinez, D., Tonne, C., Triguero-Mas, M., Valentin, A. & Nieuwenhuijsen, M. 2017. Urban and Transport Planning Related Exposures and Mortality: A Health Impact Assessment for Cities. *Environ Health Perspect.* 125,(1)**:** 89-96.
Munzel, T., Gori, T., Babisch, W. & Basner, M. 2014. Cardiovascular effects of environmental noise exposure. *Eur Heart J.* 35,(13)**:** 829-836.
Nieuwenhuijsen, M. & Khreis, H. 2018. *Integrating Human Health into Urban and Transport Planning*, Cham, Springer.
Nieuwenhuijsen, M. J. 2016. Urban and transport planning, environmental exposures and health-new concepts, methods and tools to improve health in cities. *Environ Health.* 15,(38)**:** 162-171.
Nieuwenhuijsen, M. J., Donaire-Gonzalez, D., Foraster, M., Martinez, D. & Cisneros, A. 2014. Using personal sensors to assess the exposome and acute health effects. *Int J Environ Res Public Health.* 11,(8)**:** 7805-7819.
Nieuwenhuijsen, M. J., Khreis, H., Verlinghieri, E., Mueller, N. & Rojas-Rueda, D. 2017. Participatory quantitative health impact assessment of urban and transport planning in cities: A review and research needs. *Environ Int.* 103,61-72.
Okokon, E., Yli-Tuomi, T., Turunen, A., Taimisto, P., Pennanen, A., Vouitsis, I., Samaras, Z., Voogt, M., Keuken, M. & Lanki, T. 2017. Particulates and noise exposure during bicycle, bus and car commuting: A study in three European cities. *Environmental Research.* 154,181-189.
Olaru, D. & Powell, J. 2008. What Activity-Based Analysis and Personal Sampling Can Do for Assessments of Exposure to Air Pollutants? *In:* Borrego, C. & Miranda, A. I. (Hrsg.) *Air Pollution Modeling and Its Application XIX*. Springer.
Oltra, C. & Sala, R. 2018. Perception of risk from air pollution and reported behaviors: a cross-sectional survey study in four cities. *Journal of Risk Research.* 21,(7)**:** 869-884.
Park, Y. M. & Kwan, M. P. 2017. Individual exposure estimates may be erroneous when spatiotemporal variability of air pollution and human mobility are ignored. *Health Place.* 43,85-94.
Perchoux, C., Chaix, B., Brondeel, R. & Kestens, Y. 2016. Residential buffer, perceived neighborhood, and individual activity space: New refinements in the definition of exposure areas - The RECORD Cohort Study. *Health Place.* 40,116-22.
Perchoux, C., Chaix, B., Cummins, S. & Kestens, Y. 2013. Conceptualization and measurement of environmental exposure in epidemiology: accounting for activity space related to daily mobility. *Health Place.* 21,86-93.
Ramirez-Andreotta, M. D., Brody, J. G., Lothrop, N., Loh, M., Beamer, P. I. & Brown, P. 2016. Improving Environmental Health Literacy and Justice through Environmental Exposure Results Communication. *Int J Environ Res Public Health.* 13,(690)**:** 1-27.
Ramírez, O., Mura, I. & Franco, J. F. 2017. How Do People Understand Urban Air Pollution? Exploring Citizens' Perception on Air Quality, Its Causes and Impacts in Colombian Cities. *Open Journal of Air Pollution.* 6,(1)**:** 1-17.
Rappaport, S. M. & Smith, M. T. 2010. Environment and disease risks. *Science.* 330,(6003)**:** 460-461.
Recio, A., Linares, C., Banegas, J. R. & Diaz, J. 2016. The short-term association of road traffic noise with cardiovascular, respiratory, and diabetes-related mortality. *Environ Res.* 150,383-90.
Reis, S., Seto, E., Northcross, A., Quinn, N. W., Convertino, M., Jones, R. L., Maier, H. R., Schlink, U., Steinle, S., Vieno, M. & Wimberly, M. C. 2015. Integrating modelling

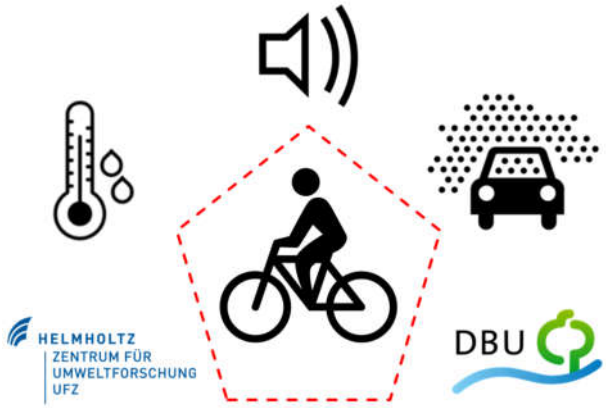
and smart sensors for environmental and human health. *Environ Model Softw.* 74,238-246.
Richardson, D. B. 2013. Real-time Space-time Integration in GIScience and Geography. *Ann Assoc Am Geogr.* 103,(5)**:** 1062-1071.
Sagl, G., Resch, B. & Blaschke, T. 2015. Contextual Sensing: Integrating Contextual Information with Human and Technical Geo-Sensor Information for Smart Cities. *Sensors (Basel).* 15,(7)**:** 17013-17035.
Salomon, M., Brodner, B. & Hornberg, C. 2018. Umweltbezogener Gesundheitsschutz im städtischen Lebensraum. *Public Health Forum.* 26,(3)**:** 247-251.
Schlicht, W. 2017. *Urban Health. Erkenntnisse zur Gestaltung einer „gesunden" Stadt.*, Springer Spektrum.
Schlink, U., Kindler, A., Großmann, K., Schwarz, N. & Franck, U. 2014. The temperature recorded by simulated mobile receptors is an indicator for the thermal exposure of the urban inhabitants. *Ecological Indicators.* 36,607-616.
Schlink, U. & Ragas, A. M. 2011. Truncated Levy flights and agenda-based mobility are useful for the assessment of personal human exposure. *Environ Pollut.* 159,(8-9)**:** 2061-70.
Schultz, A. 2017. Kommunale Bürgerumfrage 2017 Ergebnisbericht.Stadt Leipzig.
Sharp, G., Denney, J. T. & Kimbro, R. T. 2015. Multiple contexts of exposure: Activity spaces, residential neighborhoods, and self-rated health. *Soc Sci Med.* 146,204-13.
Shen, L. & Stopher, P. R. 2014. Review of GPS Travel Survey and GPS Data-Processing Methods. *Transport Reviews.* 34,(3)**:** 316-334.
Snyder, E. G., Watkins, T. H., Solomon, P. A., Thoma, E. D., Williams, R. W., Hagler, G. S., Shelow, D., Hindin, D. A., Kilaru, V. J. & Preuss, P. W. 2013. The changing paradigm of air pollution monitoring. *Environ Sci Technol.* 47,(20)**:** 11369-77.
Spangl, W., Nagl, C. & Moosmann, L. 2006. Jahresbericht der Luftgütemessungen in Österreich 2006. Wien.
Spinazze, A., Cattaneo, A., Scocca, D., Bonzini, M. & Cavallo, D. 2015. Multi-metric measurement of personal exposure to ultrafine particles in selected urban microenvironments. *Atmospheric Environment.* 110,8-17.
Steinle, S., Reis, S. & Sabel, C. E. 2013. Quantifying human exposure to air pollution--moving from static monitoring to spatio-temporally resolved personal exposure assessment. *Sci Total Environ.* 443,184-93.
Stroh, K. & Gerke, M. 2017. Lärm – Hören, messen und bewerten.Bayerisches Landesamt für Umwelt. Augsburg.
Supplies, T., Elsässer, R. & Mothes, F. 2013. Lärmminderung durch Bürgerbeteiligung. Das Modellprojekt: Mach's leiser - Mitwirken bei der Lärmaktionsplanung in Leipzig.Umweltbundesamt.
Tonne, C., Basagana, X., Chaix, B., Huynen, M., Hystad, P., Nawrot, T. S., Slama, R., Vermeulen, R., Weuve, J. & Nieuwenhuijsen, M. 2017. New frontiers for environmental epidemiology in a changing world. *Environ Int.* 104,155-162.
Umweltbundesamt 2019. Schwerpunkt: Gesunde Luft. Dessau.
Van Kempen, E. & Babisch, W. 2012. The quantitative relationship between road traffic noise and hypertension: a meta-analysis. *J Hypertens.* 30,(6)**:** 1075-86.
Van Tongeren, M. & Cherrie, J. W. 2012. An integrated approach to the exposome. *Environ Health Perspect.* 120,(3)**:** 103-104.
Verbeek, T. 2018. The relation between objective and subjective exposure to traffic noise around two suburban highway viaducts in Ghent: lessons for urban environmental policy. *Local Environment.* 23,(4)**:** 448-467.

Vlachokostas, C., Achillas, C., Michailidou, A. V. & Moussiopoulos, N. 2012. Measuring combined exposure to environmental pressures in urban areas: an air quality and noise pollution assessment approach. *Environment International.* 39,(1)**:** 8-18.
Von Szombathely, M., Albrecht, M., Augustin, J., Bechtel, B., Dwinger, I., Gaffron, P., Krefis, A., Oßenbrügge, J. & Strüver, A. 2018. Relation between Observed and Perceived Traffic Noise and Socio-Economic Status in Urban Blocks of Different Characteristics. *Urban Science.* 2,20.
Weber, C. & Dohmen, J. 2013. Lärmaktionsplan der Stadt Leipzig.Stadt Leipzig.
Weiland, U. 2014. Luftreinhalte- und Lärmminderungsplanung im Spiegel der Praxis. *UVP-report.* 28,(3+4)**:** 143-154.
Weiland, U. 2015. Stadtökologie - zum Verhältnis von Stadt und Umwelt. *In:* Flade, A. (Hrsg.) *Stadt und Gesellschaft im Fokus aktueller Stadtforschung.* Wiesbaden: Springer.
Wetterdienst, D. 2016. Stadtklimatische Untersuchungen in Leipzig.
Wetterdienst, D. 2019. *Wetterlexikon: Kenntage* [Online]. https://www.dwd.de/DE/service/lexikon/Functions/glossar.html?lv2=102248&lv3=102522 [Zugriff am 25.05.2019].
Who, W. H. O. 2018. Environmental Noise Guideline for the European Region. Copenhagen.
Wild, C. P. 2012. The exposome: from concept to utility. *Int J Epidemiol.* 41,(1)**:** 24-32.
Wittenberg, R. 2011. Klimabetroffenheit in Nürnberg.Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg. Nürnberg.
Yang, F., Kaul, D., Wong, K., Westerdahl, D., Sun, L., Ho, K., Tian, L., Brimblecombe, P. & Ning, Z. 2015. Heterogeneity of passenger exposure to air pollutants in public transport microenvironments. *Atmospheric Environment.* 109,42-51.
Yang, L., Hoffmann, P., Scheffran, J., Rühe, S., Fischereit, J. & Gasser, I. 2018. An Agent-Based Modeling Framework for Simulating Human Exposure to Environmental Stresses in Urban Areas. *Urban Science.* 2,(2)**:** 21.
Zandbergen, P. A. 2009. Accuracy of iPhone Locations: A Comparison of Assisted GPS, WiFi and Cellular Positioning. *Transactions in GIS.* 13,(1)**:** 5-25.
Zenk, S. N., Matthews, S. A., Kraft, A. N. & Jones, K. K. 2018. How many days of global positioning system (GPS) monitoring do you need to measure activity space environments in health research? *Health Place.* 51,52-60.
Zhao, P., Kwan, M. P. & Zhou, S. 2018. The Uncertain Geographic Context Problem in the Analysis of the Relationships between Obesity and the Built Environment in Guangzhou. *Int J Environ Res Public Health.* 15,(2)**:** 20.
Zwack, L. M., Paciorek, C. J., Spengler, J. D. & Levy, J. I. 2011. Characterizing local traffic contributions to particulate air pollution in street canyons using mobile monitoring techniques. *Atmospheric Environment.* 45,(15)**:** 2507-2514.

8 Anhang

8.1 Fragebogen

Den nachfolgenden Fragebogen haben alle Studienteilnehmer vor Beginn ihrer Teilnahme erhalten und ausgefüllt.



Personenbezogene Umweltbelastungen in Leipzig – PERSENSE

Start-Fragebogen zur Teilnahme an der
Pilotstudie im Sommer 2017

Helmholtz-Zentrum für Umweltforschung – UFZ
Department Stadt- und Umweltsoziologie
M.Sc. Maximilian Ueberham
Permoserstraße 15
04318 Leipzig

ID:_____

Das Projekt wird gefördert durch die Deutsche Bundesstiftung Umwelt (DBU) und ist Teil eines Promotionsvorhabens am Institut für Geographie der Universität Leipzig.

Dieser Fragebogen wird bis ..... per Post zurückgeschickt.

Sehr geehrte Studienteilnehmer und Studienteilnehmerinnen,

im Rahmen eines Forschungsprojektes befassen wir uns mit der Mehrfachbelastung durch Umweltstressoren, die im Alltag auf jeden von uns einwirken. Insbesondere Hitze, Lärm und Feinstaub sind dabei relevante Einflüsse. Neben den Messungen die Sie durchführen, interessiert uns wie Sie Ihren Alltag und Ihre Mobilität gestalten. Außerdem interessiert uns der Bezug zur Gesundheit, Techniknutzung sowie sozialstrukturelle Faktoren zur statistischen Auswertung. Das Ausfüllen geht ganz einfach, richtige oder falsche Antworten gibt es nicht. Bitte beantworten Sie die Fragen in der vorgegebenen Reihenfolge. Häufig genügt ein Kreuz für die jeweilige Antwort. An einigen Stellen bitten wir Sie um eine ergänzende Meinung. Bitte beantworten Sie alle für Sie zutreffenden Fragen, ggf. können Sie Fragen überspringen, wenn der Hinweis „weiter mit Frage…“ zu lesen ist. Es gelten die gesetzlichen Datenschutzbedingungen. Wie in der Teilnehmerinformation angegeben, werden alle Angaben streng vertraulich behandelt und ausschließlich in anonymisierter Form ausgewertet.

Eine kurze Begriffsklärung

Wegstrecken im Alltag: Sind alle Wege von einem Startpunkt zu einem Ort an dem Sie eine Aktivität/ Tätigkeit ausführen. Dazu gehören alle Tätigkeiten und Aktivitäten des alltäglichen Lebens, die sie Werktags (Mo-Fr) regelmäßig ausführen. Es geht nur um Wege in Leipzig.

Räumliche und zeitliche Veränderungen von Alltagswegen: meint die bewusste Veränderung von Alltagswegen durch eine Änderung des Wegeverlaufs (räumlich) oder Veränderung des Startzeitpunktes der Wegstrecke (zeitlich).

Alle Fragen zu den Umweltbelastungen beziehen sich auf den Außenraum.

Wenn Sie Fragen zur Erhebung haben, können Sie mich erreichen unter:

Tel. 0341/235-1740 E-Mail: maximilian.ueberham@ufz.de

Vielen Dank für Ihre Unterstützung. Nur mit Ihrer Hilfe können wir dieses Projekt erfolgreich realisieren.

Maximilian Ueberham

1. Was motiviert Sie, an dieser Studie teilzunehmen?

_____

_____

_____

2. Haben Sie Kinder, die Sie regelmäßig zum Kindergarten, zu einer Tagesmutter oder Schule bringen/ begleiten?

☐ 1 Ja
☐ 2 Nein (weiter Frage 4)

3. Transportieren Sie im Alltag regelmäßig Kinder mit dem Fahrrad (Kindersitz, Anhänger)?

☐ 1 Ja
☐ 2 Nein

4. Stehen in Ihrem Haushalt folgende fahrtüchtige Fahrzeuge zur Verfügung? Bitte geben Sie an wie viele dieser Fahrzeuge jeweils vorhanden sind.

☐ 1 Privat-PKW: __ __
☐ 2 Dienst-PKW: __ __
☐ 3 Motorrad: __ __
☐ 4 Fahrrad ohne Elektrounterstützung: __ __
☐ 5 Fahrrad mit Elektrounterstützung: __ __

5. Nutzen Sie Carsharing (die Leihweise Nutzung eines PKW, z.B. Teilauto)?

☐ 1 Ja
☐ 2 Nein

6. Wie stark beeinflussen die folgenden Faktoren die Wahl ihres Verkehrsmittels?

	sehr wenig	2	3	4	sehr stark	trifft nicht zu
Wettersituation	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
Dauer zum Ziel	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
finanzielle Kosten	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
Bequemlichkeit	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
Flexibilität	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
Umweltfreundlichkeit	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
Ausstattung mit Wegen, Straßen	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
Gesundheitsaspekt (Bewegung)	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
bequemer Kindertransport	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98
Sicherheit	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98

7. Welches Verkehrsmittel benutzten Sie vorrangig in der warmen/ kalten Jahreszeit und bei Regen/Schnee für die folgenden Wege? (Verkehrsmittel mit dem größten Anteil)

	warme Jahreszeit	kalte Jahreszeit	Regen/Schnee	trifft nicht zu
Weg zur Arbeit / zum Ausbildungs-ort	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 98
Einkaufen	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 98
Freizeit/ Erholung	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 1 ÖPNV ☐ 2 PKW/Motorrad ☐ 3 Fahrrad ☐ 4 S-Bahn / Zug ☐ 5 gehe zu Fuß	☐ 98

8. Wie oft fahren Sie im Durchschnitt in einer normalen 5-Tage-Woche (Mo-Fr) mit dem Fahrrad?

	1 Tag	2 Tage	3 Tage	4 Tage	5 Tage
warme Jahreszeit	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
kalte Jahreszeit	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

9. Wie oft verändern Sie im Alltag Ihre räumlichen Wegeverläufe zum gleichen Ziel?

gar nicht	2	3	4	sehr häufig
☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

10. Wenn Sie mit dem Fahrrad fahren, wie hoch ist die Priorität der folgenden Faktoren bei der Wahl ihres Wegeverlaufs?

	sehr gering	2	3	4	sehr hoch
Kürze / Schnelligkeit	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Geringes Verkehrsaufkommen	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Bodenbeschaffenheit des Weges	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Grünanlagen / Parks	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Verkehrssicherheit der Wege	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Ausstattung mit Radwegen	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
geringe Hitzebelastung	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
geringe Lärmbelastung	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
geringe Feinstaubbelastung	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Sicherheit	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

11. Wie oft haben Sie sich mit den Themen Feinstaub, Hitze und Lärmbelastung vor dieser Studienteilnahme beschäftigt?

	nie	2	3	4	sehr häufig
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

12. Inwieweit stimmen Sie der Aussage zu: „Die Belastung durch Feinstaub, Hitze und Lärm wirkt sich negativ auf meine Gesundheit aus."

	stimme gar nicht zu	2	3	4	stimme vollkommen zu
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

13. Wie stark fühlen Sie sich durch die folgenden Umweltbelastungen während Ihrer alltäglichen Wege mit dem Fahrrad gefährdet?

	gar nicht	2	3	4	sehr stark
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

14. Wie häufig fühlen Sie sich auf Alltagswegen durch Feinstaub, Lärm und Hitze (im Sommer) belastet?

	nie	2	3	4	sehr häufig
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

15. Was denken Sie wie stark Sie durch ihr eigenes Handeln Ihre eigene Belastung gegenüber den folgenden Umweltfaktoren im Außenraum beeinflussen können?

	gar nicht	2	3	4	sehr stark
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

16. Den Beginn meiner Alltagswege **zeitlich** zu ändern um die Belastung durch Feinstaub, Hitze und Lärm zu reduzieren, fällt mir…

	sehr leicht	2	3	4	sehr schwer
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

17. Den Verlauf meiner Alltagswege **räumlich** zu ändern um die Belastung durch Feinstaub, Hitze und Lärm zu reduzieren, fällt mir…

	sehr leicht	2	3	4	sehr schwer
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

18. Was denken Sie, wie stark hilft es Ihre Belastung gegenüber Feinstaub, Hitze und Lärm zu reduzieren, wenn Sie den Beginn Ihrer Alltagswege **zeitlich** verändern?

	gar nicht	2	3	4	sehr stark
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

19. Was denken Sie, wie stark hilft es Ihre Belastung gegenüber Feinstaub, Hitze und Lärm zu reduzieren, wenn Sie den Verlauf Ihrer Alltagswege **räumlich** verändern?

	gar nicht	2	3	4	sehr stark
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

20. Wie groß ist Ihre Absicht, die folgenden Dinge in den nächsten 4 Wochen zu tun…

	sehr gering	2	3	4	sehr groß	mach/ hab ich schon
Viel befahrene Straßen meiden.	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
Das Thema Umweltbelastungen mit Familie/ Freunden diskutieren	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
Wege durch Grünflächen, Parkanlagen bevorzugen.	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
Umwege wählen, um meine Belastung zu reduzieren.	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
Mich über die gesundheitlichen Auswirkungen von Hitze, Lärm und Feinstaub informieren.	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
Mit Hilfe einer Karte alternative Wege für meine Alltagswege suchen.	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98

21. Inwieweit stimmen Sie der Aussage zu: „Die Vorstellung, dass ich langfristig gesundheitliche Probleme durch die Belastung mit Feinstaub, Lärm und/oder Hitze haben könnte besorgt mich.“

Stimme gar nicht zu	2	3	4	Stimme vollkommen zu
☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

22. Inwieweit stimmen Sie der Aussagen zu: Meine Alltagswege zur Minderung meiner Belastung zu verändern…

	stimme gar nicht zu	2	3	4	stimme vollkommen zu
…ist mir zeitlich zu aufwendig.	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
…ist mit meinem (Familien-) alltag schwer vereinbar.	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
…ist mir grundsätzlich zu umständlich.	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

23. Über welche der folgenden Werte/ Dinge, informieren Sie sich regelmäßig, bevor Sie Ihre Wohnung/ Haus verlassen?

☐1 aktuelle Außentemperatur
☐2 aktuelle Luftqualität (Feinstaubbelastung)
☐3 Vorhersage der Tageshöchsttemperatur
☐4 Vorhersage der Regenwahrscheinlichkeit
☐5 aktuelle Verkehrslage auf der Wegstrecke

24. Wie stark fühlen Sie sich durch anhaltende sommerliche Hitze (über 30 Grad) im Alltag draußen insgesamt beeinträchtigt?

gar nicht	2	3	4	sehr stark
☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

25. Wie bewerten Sie Ihre Belastung durch Feinstaub, Lärm und Hitze in Ihrer direkten Wohnumgebung und Arbeitsumgebung ?

		sehr gering	2	3	4	sehr stark	trifft nicht zu
Wohnumfeld	Lärmbelastung durch Autoverkehr	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
	Lärmbelastung durch Straßenbahnverkehr	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
	Lärmbelastung durch Personen	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
	Feinstaubbelastung	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
	Hitzebelastung (Sommer)	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98

		sehr gering	2	3	4	sehr stark	trifft nicht zu
Arbeitsumfeld	Lärmbelastung durch Autoverkehr	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
	Lärmbelastung durch Straßenbahnverkehr	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
	Lärmbelastung durch Personen	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
	Feinstaubbelastung	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98
	Hitzebelastung (Sommer)	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98

26. Wie würden Sie Ihren gegenwärtigen Gesundheitszustand beschreiben?

sehr gut	2	3	4	sehr schlecht	Keine Angabe
☐1	☐2	☐3	☐4	☐5	☐98

27. Wie oft haben Sie gesundheitliche Beschwerden, die Ihrer Meinung nach durch Hitze (Sommer), Lärm oder Feinstaub (ganzjährig) auftreten?

	gar nicht	2	3	4	sehr häufig
Feinstaub	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Hitze	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5
Lärm	☐1	☐2	☐3	☐4	☐5

28. Welche Symptome treten dabei auf? (Mehrfachnennungen möglich)

Feinstaub	☐1 Atembeschwerden ☐2 Kopfschmerzen ☐3 Kreislaufbeschwerden ☐4 Herzrhythmusstörungen ☐5 Gelenkbeschwerden ☐6 Ohrenbeschwerden ☐7 Müdigkeit ☐8 Leistungs-/ Konzentrationsminderung ☐9 Unruhe ☐10 Schlafstörungen ☐11 Anderes:	☐12 Keine
Hitze	☐1 Atembeschwerden ☐2 Kopfschmerzen ☐3 Kreislaufbeschwerden ☐4 Herzrhythmusstörungen ☐5 Gelenkbeschwerden ☐6 Ohrenbeschwerden ☐7 Müdigkeit ☐8 Leistungs-/ Konzentrationsminderung ☐9 Unruhe ☐10 Schlafstörungen ☐11 Anderes:	☐12 Keine
Lärm	☐1 Atembeschwerden ☐2 Kopfschmerzen ☐3 Kreislaufbeschwerden ☐4 Herzrhythmusstörungen ☐5 Gelenkbeschwerden ☐6 Ohrenbeschwerden ☐7 Müdigkeit ☐8 Leistungs-/ Konzentrationsminderung ☐9 Unruhe ☐10 Schlafstörungen ☐11 Anderes:	☐12 Keine

29. Haben Sie Allergien gegen luftgetragene Stoffe (z.B. Pollen, Gräser, Hausstaub)?

☐1 Ja, mit entsprechende ärztlicher Diagnose:_____

☐2 Ja, nach meinem Empfinden:_____

30. Haben Sie in den letzten 4 Wochen geraucht?

☐1 Ja

☐2 Nein (weiter Frage 32)

☐98 Keine Angabe

31. Wie viele Zigaretten oder (Packungen) haben Sie in letzten 4 Wochen geraucht?

☐1 Anzahl Zigaretten ca._____

☐2 Anzahl Packungen ca. _____

32. Besitzen Sie ein eigenes Handy oder Tablet (Mini-PC)? (Mehrfachnennungen möglich)

☐1 Nein (weiter Frage 34)

☐2 Ja, Handy **ohne** Touch-Display (weiter Frage 34)

☐3 Ja, Handy **mit** Touch-Display

☐4 Ja, Tablet (Mini-PC)

33. Wie häufig nutzen Sie **neben der Telefonfunktion und SMS** auch Handyanwendungen (Apps)?

☐1 nie

☐2 weniger als einmal pro Woche

☐3 einmal pro Woche

☐4 mehrmals pro Woche

☐5 fast täglich

☐6 täglich

☐7 mehrmals täglich

34. Besitzen Sie einen Internetzugang? (Mehrfachnennungen möglich)

☐1 Ja, am Computer

☐2 Ja, auf dem Handy: ☐3 WLAN / ☐4 mobiles Internet

☐5 Ja, auf dem Tablet

☐6 Nein

35. Nutzen Sie bei Aktivitäten im Freien bereits mobile Geräte zur Erfassung von Bewegung oder Gesundheitsparametern? (z.B. Weglänge, Dauer, Geschwindigkeit, Puls, Schrittanzahl)? (Mehrfachnennungen möglich)

- ☐ 1 Nein
- ☐ 2 Ja:
  - ☐ 1 Smartphone-App
  - ☐ 2 Fitness-Armband/Uhr (Schrittzähler, Aktivitätsmessung)
  - ☐ 3 GPS-Gerät
  - ☐ 4 Anderes:_____

---

36. Wie häufig nutzen Sie für die Planung von **Wegstrecken mit dem Fahrrad/ zu Fuß** digitale Navigations- bzw. Kartenprogramme (z.B. Google Maps) ?

	gar nicht	2	3	4	sehr häufig
für neue, **vorher unbekannte Wege**	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5
für **bekannte** Wege	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5
für längere Wege außerhalb von Leipzig	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5

---

37. Wie oft haben Sie schon eine Wegstrecke innerhalb von Leipzig gewählt, die Ihnen ein Navigations- bzw. Kartenprogramm vorgeschlagen hat und die Sie sonst wahrscheinlich nicht gewählt hätten?

	gar nicht	2	3	4	sehr häufig
für eine Wegverbindung, die mir eigentlich **bekannt** war	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5
für eine Wegverbindung, die mir gänzlich **unbekannt** war	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5

38. Inwieweit stimmen Sie der Aussage zu: Mobile Anwendungen (Apps) auf mobilen Endgeräten (z.B. Handy) sind eine Erleichterung für die Planung des Alltags.

stimme gar nicht zu	2	3	4	stimme vollkommen zu	weiß nicht
☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4	☐ 5	☐ 98

---

39. Ich kann mir vorstellen, ein Anwendung zur Wegeplanung zu nutzen, die Wege mit möglichst geringer Belastungen durch Hitze, Lärm und Feinstaub vorschlägt.

- ☐ 1 Ja
- ☐ 2 Ja, unter der Bedingung, dass:_____
- ☐ 3 Nein

---

40. Geschlecht

- ☐ 1 männlich
- ☐ 2 weiblich

---

41. Altersklasse

☐ 1 18-24	☐ 2 25-34	☐ 3 35-44	☐ 4 45-54
☐ 5 55-64	☐ 6 65-74	☐ 7 75 und älter	☐ 98 Kein Angabe

---

42. Wie viele Personen in welchem Alter, Sie eingeschlossen, leben ständig in diesem Haushalt?

	Eine Person	Zwei Personen	Drei Personen	Vier oder mehr Personen
Unter 7 Jahre	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4
7-14 Jahre	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4
15-17 Jahre	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4
18-24 Jahre	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4
25-44 Jahre	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4
45-64 Jahre	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4
65 Jahre und älter	☐ 1	☐ 2	☐ 3	☐ 4

43. Haben Sie einen Hund im Haushalt, mit dem sie täglich rausgehen?

☐ 1 Nein
☐ 2 Ja, jeden Tag ca. _____ Minuten

44. Welchen höchsten schulischen Abschluss haben Sie?

☐ 1 Volks-/Hauptschulabschluss oder POS mit Abschluss 8./9.Klasse
☐ 2 Mittlere Reife/ Realschulabschluss oder POS mit Abschluss 10. Klasse
☐ 3 Abitur oder Fachabitur, Abschluss einer Fachoberschule, EOS
☐ 4 Anderen Schulabschluss
☐ 5 Noch in Ausbildung
☐ 6 Schule beendet ohne Abschluss
☐ 98 Keine Angabe

45. Welchen höchsten beruflichen Abschluss haben Sie?

☐ 1 Ausbildung/Lehre/ Fachschule
☐ 2 Hochschule Bachelor, Diplom Fachhochschule
☐ 3 Hochschule Master, Magister, Diplom, Promotion
☐ 4 Kein beruflicher Abschluss
☐ 5 Anderes:_____
☐ 98 Keine Angabe

46. Was Ihre derzeitige Situation anbelangt, was von dieser Liste trifft auf Sie am ehesten, also hauptsächlich zu?

☐ 1 Vollzeit erwerbstätig (mind. 35 Stunden pro Woche)
☐ 2 Teilzeit erwerbstätig (mind. 15 Stunden pro Woche)
☐ 3 Geringfügig beschäftigt (weniger als 14 Stunden pro Woche)
☐ 4 Azubi, SchülerIn, StudentIn
☐ 5 Zurzeit arbeitslos
☐ 6 In Umschulung bzw. Umschulungsmaßnahme
☐ 7 RentnerIn/PensionärIn
☐ 8 Hausfrau/Hausmann
☐ 9 Bundesfreiwilligendienst/Freiwilliges soziales Jahr
☐ 10 Elternzeit / Bezug von Erziehungsgeld
☐ 11 Sonstige Situation
☐ 98 Keine Angabe

47. Wie leben Sie in Ihrem Haushalt?

☐ 1 Allein, ohne Kinder
☐ 2 Allein, mit Kindern im Haushalt
☐ 3 Mit einem/einer Partner/in, ohne Kinder im Haushalt
☐ 4 Mit einem/einer Partner/in, mit einem oder mehreren Kindern im Haushalt
☐ 5 Bei den Eltern
☐ 6 In einer Wohngemeinschaft
☐ 7 Anderes
☐ 98 Keine Angabe

48. Wie viele Stunden sind Sie an einem normalen Werktag 0:00-24:00 zu Hause? (inkl. Schlafzeit)

_____

49. Wie hoch ist ihr durchschnittliches **Haushaltsnettoeinkommen** im Monat? Bitte zählen Sie alle €-Beiträge aller Haushaltsmitglieder zusammen.

☐ 1 unter 900 €
☐ 2 900 bis unter 1500 €
☐ 3 1500 bis unter 2000 €
☐ 4 2000 bis unter 2500 €
☐ 5 2500 bis unter 3000 €
☐ 6 3000 bis unter 3500 €
☐ 7 3500 bis unter 4000 €
☐ 8 4000 bis unter 4500 €
☐ 9 4500 bis unter 5000 €
☐ 10 5000 bis unter 5500 €
☐ 11 5500 bis unter 6000 €
☐ 12 mehr als 6000 €
☐ 98 Keine Angabe

50. Wenn Sie noch Anmerkungen, Fragen oder Kommentare haben, schreiben Sie diese gerne hier auf:

Vielen Dank für Ihre Mithilfe und die zeitnahe Rücksendung!

8.2 Eigenanteil

Die Co-Autoren und ich, versichern die Richtigkeit meines dargelegten Eigenanteils in der folgenden Übersicht:

Paper	1	2	3
Authors	Maximilian Ueberham Uwe Schlink	Maximilian Ueberham Florian Schmidt Uwe Schlink	Maximilian Ueberham Uwe Schlink Martin Dijst Ulrike Weiland
Title	Wearable sensors for multifactorial personal exposure measurements – A ranking study	Advanced Smartphone-Based Sensing with Open-Source Task Automation	Cyclists multiple environmental urban exposure – comparing subjective and objective measurements
ISI Journal, Publisher	Environment International, Elsevier	Sensors, MDPI	Sustainability, MDPI
DOI	10.1016/j.envint.2018.08.057	10.3390/s18082456	10.3390/su11051412
Submitted	09.04.2018	13.06.2018	06.02.2019
Accepted	24.08.2018	26.07.2018	02.03.2019
Published	08.09.2018	29.07.2018	06.03.2019
Contribution of the PhD student to the paper	Concept: 70 % Method: 80 % Analysis: 90 % Writing 1st draft: 90 % Revising: 80 % **Total: 80 %**	Concept: 90 % Method: 80 % Analysis: 100 % Writing 1st draft: 90 % Revising: 90 % **Total: 90 %**	Concept: 80 % Method: 90 % Analysis: 90 % Writing 1st draft: 90 % Revising: 80 % **Total: 90 %**

Eigenständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, die vorliegende Arbeit selbständig und ohne unzulässige Hilfe verfasst und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt zu haben. Die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Gedanken habe ich als solche kenntlich gemacht. Ich versichere, dass außer den in der gesonderten Stellungnahme angegebenen Personen keine weiteren Personen bei der geistigen Herstellung der vorliegenden Arbeit beteiligt waren.
Ich erkläre darüber hinaus, dass die vorliegende Arbeit nicht in der gegenwärtigen oder in einer anderen Fassung oder in Teilen an der Universität Leipzig oder an einer anderen Hochschule im Zusammenhang mit einer staatlichen oder akademischen Prüfung, weder in der vorliegenden noch einer anderen Sprache, bereits vorgelegt worden ist.

Maximilian Ueberham

Leipzig, den 26. Juni 2019