



Hannes Taubenböck<sup>1,2</sup> · Patrick Schmich<sup>3</sup> · Thilo Erbertseder<sup>1</sup> · Inken Müller<sup>1</sup> · Julia Tenikl<sup>1</sup> · Matthias Weigand<sup>1</sup> · Jeroen Staab<sup>1</sup> · Michael Wurm<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Earth Observation Center (EOC) Weßling, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR), Weßling, Deutschland

<sup>2</sup> Institut für Geographie und Geologie, Julius-Maximilians-Universität Würzburg, Würzburg, Deutschland

<sup>3</sup> Robert Koch-Institut, Berlin, Deutschland

# Satellitendaten zur Erfassung gesundheitsrelevanter Umweltbedingungen: Beispiele und interdisziplinäre Potenziale

## Einleitung

Werden die Schlagwörter „Weltraum“ und „Gesundheit“ in einem Atemzug genannt, werden oftmals medizinische Experimente assoziiert, die Wissenschaftler auf der Internationalen Raumstation (ISS) durchführen. Dort werden beispielsweise biomechanische Eigenschaften oder Körper- und Stoffwechselfunktionen untersucht. Es ist dabei von hohem medizinischen Interesse, die Wirkung der besonderen Umweltbedingungen auf der ISS (Schwerelosigkeit, Lärm, verstärkte kosmische Strahlung etc.) auf Körper und Therapieansätze im Vergleich zu irdischen Bedingungen systematisch zu verstehen.

Darüber hinaus ist jedoch in den letzten Jahren mit der Entwicklung und Implementierung neuer Technologien ein weiteres Potenzial erwachsen: Erdbeobachtungssatelliten ermöglichen es, Umweltbedingungen auf der Erdoberfläche sowie in der Atmosphäre immer genauer und thematisch vielfältiger, in immer höheren räumlichen und zeitlichen Auflösungen zu erfassen (z. B. [1]). Eben diese Umweltbedingungen beeinflussen im Zusammenspiel mit anderen Faktoren wie dem Erbgut, der Lebensweise oder dem sozialen Umfeld die menschliche Gesundheit [2]. In einer sich immer schneller verändernden Welt, geprägt von Bevölkerungswachstum, Urbanisierung, Migration, Industrialisierung

und Klimawandel, werden Daten, die bisher in Primäranalysen wenig Verwendung fanden, an Bedeutung gewinnen.

Hierzu zählen auch Daten zu Umweltbedingungen, die die menschliche Gesundheit je nach Ausprägung positiv oder negativ beeinflussen können. Beispiele dafür sind Luftschadstoffbelastungen [3], verschmutztes Trinkwasser [4], Lärm [5], Wetterverhältnisse [6], UV-Strahlung [7], Verfügbarkeit von Frei- und Erholungsflächen [8], Umweltgifte [9], Lichtverschmutzung [10], Umweltbedingungen, die die Übertragung von Krankheiten wie Malaria, Cholera oder Denguefieber begünstigen [11], oder auch Innenraumbelastungen [12]. Zwischen Umweltbedingungen und der Gesundheit finden dabei auf unterschiedlichsten räumlichen Skalen komplexe Wechselwirkungen statt. So kann die Luftschadstoffbelastung auf regionaler Skala von der Nähe zu Städten und Industrieanlagen, der Topografie und der Wetterlage abhängen. Auf lokaler Ebene kann die Luftschadstoffbelastung zudem von kleinräumigeren Umweltbedingungen, wie der Nähe und Ausrichtung von Gebäuden zu stark belasteten Straßen oder der städtischen Luftzirkulation bedingt sein.

Diese multidimensionalen regional- und lokalspezifischen Umweltbedingungen systematisch und räumlich konsistent darzustellen, unterliegt großen mess- und datentechnischen Herausforderun-

gen. Viele aktuelle Studien beruhen auf In-situ-Daten und ggf. daraus modellierten Umweltbedingungen (z. B. [13–16]). Diese punktuellen Messverfahren erlauben eine sehr hohe zeitliche Auflösung und hohe Messgenauigkeiten an den jeweiligen Standorten. Sie haben aber auch den Nachteil, dass sie abhängig vom Parameter nur die Bedingungen in der unmittelbaren Umgebung der Messstandorte aufzeichnen. Dadurch sind sie z. B. für die Bestimmung der Exposition in epidemiologischen Studien nicht repräsentativ. Modellierte Daten bieten dagegen lokal flächendeckende Ergebnisse. Die Modelle erfordern jedoch zahlreiche zeitlich und räumlich hoch aufgelöste Datensätze, sie sind mit modellbasierten Unsicherheiten belegt und sie bedürfen großer Rechenkapazitäten (z. B. [17, 18]).

Eine alternative Datenquelle, mit der Umweltbedingungen nicht nur punktuell, sondern großflächig aufgenommen werden können, stellt die satellitengestützte Fernerkundung dar. Diese erlaubt eine konsistente, flächendeckende und multitemporale Erfassung unterschiedlicher Umweltvariablen zu relativ kostengünstigen Konditionen [19]. Die Erdoberfläche und die Atmosphäre können mit unterschiedlichen Sensortechniken abgetastet und in unterschiedlichen Raumeinheiten (Pixeln) abgebildet werden. So lässt sich eine Vielzahl der oben bereits angesprochenen Umweltbedingungen, wie z. B. Frei- und Erho-

lungsflächen, Lichtverschmutzung oder Luftschadstoffbelastungen, methodisch einheitlich quantifizieren (z. B. [20–22]). Für Querschnittstudien bieten diese fernerkundlichen Daten die notwendige Vergleichbarkeit über den Raum hinweg. Ein umfassendes Monitoring von gesundheitlichen Ungleichheiten, wie von der Weltgesundheitsorganisation (WHO) angestrebt [23], wird damit möglich – auch über Landesgrenzen hinweg. Für Longitudinalstudien erlauben langjährige fernerkundliche Datenarchive die Umweltexposition auch rückwirkend zu modellieren. So ließen sich beispielsweise die von Tobollik et al. [24] geforderten Indikatoren zur Zugänglichkeit von Grün- und Blauflächen mithilfe historischer Satellitendatenarchive [25] über Jahrzehnte zurück analysieren. Somit können auch rückwirkend Gesundheitsdeterminanten analysiert werden, welche aufgrund neuer Erkenntnisse erst seit Kurzem im Forschungsinteresse liegen.

Die Fernerkundung wird bereits in unterschiedlichen Studien für die Ableitung von Umweltbedingungen im Gesundheitskontext eingesetzt. Ein Beispiel ist ihr Einsatz zur Überwachung, Kontrolle oder Risikokartierung von Vibrioerregern und Choleraausbrüchen. Diese mikrobiellen Krankheitserreger können zwar nicht direkt von Satellitensensoren erfasst werden, aber es lassen sich durch biophysikalische Kovariaten, wie beispielsweise Salzgehalt, Meeresoberflächentemperatur, pH-Wert oder Chlorophyll-a-Konzentration, indirekt Rückschlüsse auf das Vorhandensein der Krankheitserreger ziehen [26, 27]. Aus den Zusammenhängen zwischen den biophysikalischen Kovariaten können Risiken räumlich abgeschätzt werden, woraus politische Maßnahmen evidenzbasiert unterstützt werden. So können in diesem Fall Länder über aktuelle und zukünftige Risiken räumlich differenziert informiert werden. Dementsprechend kann ggf. eine Aufstockung der Choleraimpfstoffvorräte für bestimmte Gebiete gezielt veranlasst werden.

Vor dem Hintergrund dieser Entwicklungen, werden in diesem Beitrag zum einen die Potenziale der Fernerkundung hinsichtlich der raumquantitativen

Erfassung von regional- und lokalspezifischen Umweltbedingungen dargelegt und zum anderen werden Anwendungsmöglichkeiten für gesundheitsrelevante Fragestellungen diskutiert. Dafür versuchen wir einige Eckpunkte für einen interdisziplinären Ansatz zu skizzieren, der den konzeptionellen, datentechnischen und ethischen Herausforderungen gerecht wird.

## Fernerkundung zum Monitoring von Umweltbedingungen

Die Orte, an denen wir unser tägliches Leben verbringen, bestimmen die Umweltbedingungen, denen wir ausgesetzt sind. Einige dieser Umweltbedingungen (Expositionen) mit ihren physischen Spezifika auf der Erdoberfläche und der Atmosphäre können mit fernerkundlichen Sensoren erfasst werden. Im Folgenden wollen wir anhand zweier ausgewählter Beispiele die Potenziale der Fernerkundung hinsichtlich der raumquantitativen Erfassung von regional- und lokalspezifischen Umweltbedingungen aufzeigen: Zum einen wollen wir die Ausstattung von städtischen Räumen mit Grünflächen aufzeigen (1) und zum anderen wollen wir die räumliche Verteilung von Luftschadstoffen darlegen (2).

1. In unserem ersten Beispiel zielen wir darauf ab, die Ausstattung deutscher Großstädte mit Grünflächen zu vergleichen. Für die raumquantitative Erfassung dieser Grünflächen mittels Fernerkundung müssen zum einen die für das Ziel passenden Satellitendaten ausgewählt werden. Zum anderen bedarf es der Auswahl von Algorithmen, die die Bilddaten durch Klassifikation in Geoinformation überführen. In unserem Beispiel haben wir für die Klassifikation Daten der europäischen Sentinel-2-Mission ausgewählt, da diese kostenfrei sind, eine vergleichsweise hohe räumliche Auflösung von 10 m besitzen und mit einer Schwadbreite von 290 km große Flächen abdecken (bei einem Überflug kann ein Streifen mit der Breite von 290 km aufgenommen werden). Die spektrale Auflösung, d. h. die Fähigkeit eines Sensors, Daten gleichzeitig für mehrere Wel-

lenlängen des Lichts aufzunehmen, ist mit 10 Bändern im sichtbaren Bereich, im nahen Infrarot und im kurzwelligen Infrarot hoch. Zudem haben die Daten eine vergleichsweise hohe temporale Auflösung von 5 Tagen (bei gutem Wetter; [28]). In **Abb. 1** sind diese Sentinel-Daten im Vergleich zu höchst auflösenden Daten des kommerziellen WorldView-Sensors visualisiert. Am deutlichsten wird der Unterschied hinsichtlich der räumlichen Auflösung: In WorldView-Daten mit einer Auflösung von bis zu 31 cm sind wesentlich mehr Details identifizierbar. Die hohen Datenkosten, die geringere spektrale Auflösung, die geringe räumliche Abdeckung, aber auch der erhöhte Prozessieraufwand machen diese Daten für eine wie in unserem Beispiel deutschlandweite Analyse weniger attraktiv.

Für die Klassifikation von Bilddaten wurden in der Fernerkundung unterschiedlichste Ansätze, z. B. visuelle Bildinterpretation, regelbasierte Klassifikatoren oder Ansätze des maschinellen Lernens entwickelt. In unserem Fall wurde ein Ansatz des maschinellen Lernens, ein Random-Forest-Klassifikator [29] angewendet. Dieser basiert auf einem überwachten und nichtparametrischen Algorithmus, der auf eine Vielzahl von Entscheidungsbäumen zurückgreift, die durch verschiedene Trainings gebildet werden. Als Trainingsdaten wurden hier als Datengrundlage LUCAS-Referenzpunkte genutzt. LUCAS steht für „Land Use and Coverage Area frame Survey“. Dabei werden alle drei Jahre systematisch für ganz Europa In-situ-Referenzpunkte zur Bodenbedeckung und Bodennutzung erfasst (technische Details dazu in [30]).

Das damit erzielte raumquantitative Wissen über die Grünflächen kann nun als Basis für geografische Auswertungen genutzt werden. Für unser Beispiel haben wir zum einen für München die Grünflächenanteile auf Stadtbezirke aggregiert und können somit die Ausstattung des Raumes mit Grünflächen innerhalb des Stadtgebietes bewerten (**Abb. 1**). In der Darstellung wird die heterogene Ver-

teilung von Grünflächen im städtischen Raum sichtbar. In den Stadtbezirken von München schwanken Grünflächenanteile zwischen weit über 60 % für Aubing-Lochhausen-Langwied, einem suburbanen Gebiet, bis zu Anteilen um nur etwa 5 % für die zentrumsnahe Schwantalerhöhe. Zum anderen haben wir die klassifizierten Grünflächenanteile exemplarisch auf die administrativen Raumeinheiten der 20 größten Städte (nach Einwohnern) in Deutschland aggregiert. Auch hier wird eine hohe Varianz der Grünflächenanteile aufgezeigt – zwischen Münster mit knapp 80 % und München mit knapp über 40 %. Diese hohe räumliche Variabilität an Umweltbedingungen, sowohl innerhalb einer Stadt als auch über Städte hinweg, zeugt von sehr unterschiedlichen Expositionen in Abhängigkeit von Wohn- oder Aufenthaltsorten.

2. In unserem zweiten Beispiel zielen wir darauf ab, Luftschadstoffbelastungen für Deutschland zu erfassen. Die Beobachtung von Luftschadstoffen von operationellen Satelliten aus hat sich in Ergänzung zu traditionellen Verfahren wie der In-situ-Messung am Boden als komplementäres Verfahren zu etablieren begonnen. Satellitendaten haben ein enormes Potenzial für das Monitoring der regulativen Größen NO<sub>2</sub>, CO und Feinstaub (PM<sub>10</sub>, PM<sub>2,5</sub>) sowie zunehmend auch der Aerosolzusammensetzung [20, 31]. (Als Feinstaub oder englisch „Particulate Matter“ (PM) bezeichnet man Teilchen in der Luft (Aerosole), die eine gewisse Zeit in der Atmosphäre verweilen (schweben). Unter PM<sub>10</sub> versteht man alle Staubteilchen, deren aerodynamischer Durchmesser kleiner als 10 µm ist. PM<sub>2,5</sub> umfasst alle Teilchen, deren aerodynamischer Durchmesser weniger als 2,5 µm beträgt. PM<sub>2,5</sub> bildet damit eine Teilmenge von PM<sub>10</sub> und enthält die feineren Teilchen, die man als „Feinfraktion“ bezeichnet. Die Feinfraktion ist relevanter für die Gesundheit, da kleinere Partikel tiefer in die Atemwege eindringen können als größere.) Luftverschmutzung kann durch Fernerkundungsverfahren über reflektierte Sonnenstrahlung

Bundesgesundheitsbl 2020 · 63:936–944 <https://doi.org/10.1007/s00103-020-03177-w>  
© Der/die Autor(en) 2020

H. Taubenböck · P. Schmich · T. Erbertseder · I. Müller · J. Tenikl · M. Weigand · J. Staab · M. Wurm

## Satellitendaten zur Erfassung gesundheitsrelevanter Umweltbedingungen: Beispiele und interdisziplinäre Potenziale

### Zusammenfassung

Umweltbedingungen beeinflussen im Zusammenspiel mit anderen Faktoren wie dem Erbgut, der Lebensweise oder dem sozialen Umfeld die menschliche Gesundheit. Erdbeobachtung aus dem All liefert Daten, die unterschiedlichste Ausprägungen von eben diesen Umweltbedingungen aufzeichnen und es ermöglichen, diese räumlich zu quantifizieren. Anhand zweier Beispiele – Verfügbarkeit von Frei- und Erholungsflächen sowie Luftschadstoffbelastungen – werden in diesem Beitrag Potenziale der Erdbeobachtung für Studien zur Gesundheit vorgestellt. Darüber

hinaus werden Anwendungsmöglichkeiten für gesundheitsrelevante Fragestellungen diskutiert. Dafür versuchen wir Eckpunkte für einen interdisziplinären Ansatz zu skizzieren, der den konzeptionellen, datentechnischen und ethischen Herausforderungen gerecht wird.

### Schlüsselwörter

Fernerkundung · Gesundheit · Erdbeobachtung · Exposition · Räumliche Disparitäten

## Satellite data for recording health-relevant environmental conditions: examples and interdisciplinary potential

### Abstract

Environmental conditions influence human health and interact with other factors such as DNA, lifestyle, or the social environment. Earth observations from space provide data on the most diverse manifestations of these environmental conditions and make it possible to quantify them spatially. Using two examples – the availability of open and recreational space and the spatial distribution of air pollution – this article presents the potential of Earth observations for health

studies. In addition, possible applications for health-related issues are discussed. To this end, we try to outline key points for an interdisciplinary approach that meets the conceptual, data technology, and ethical challenges.

### Keywords

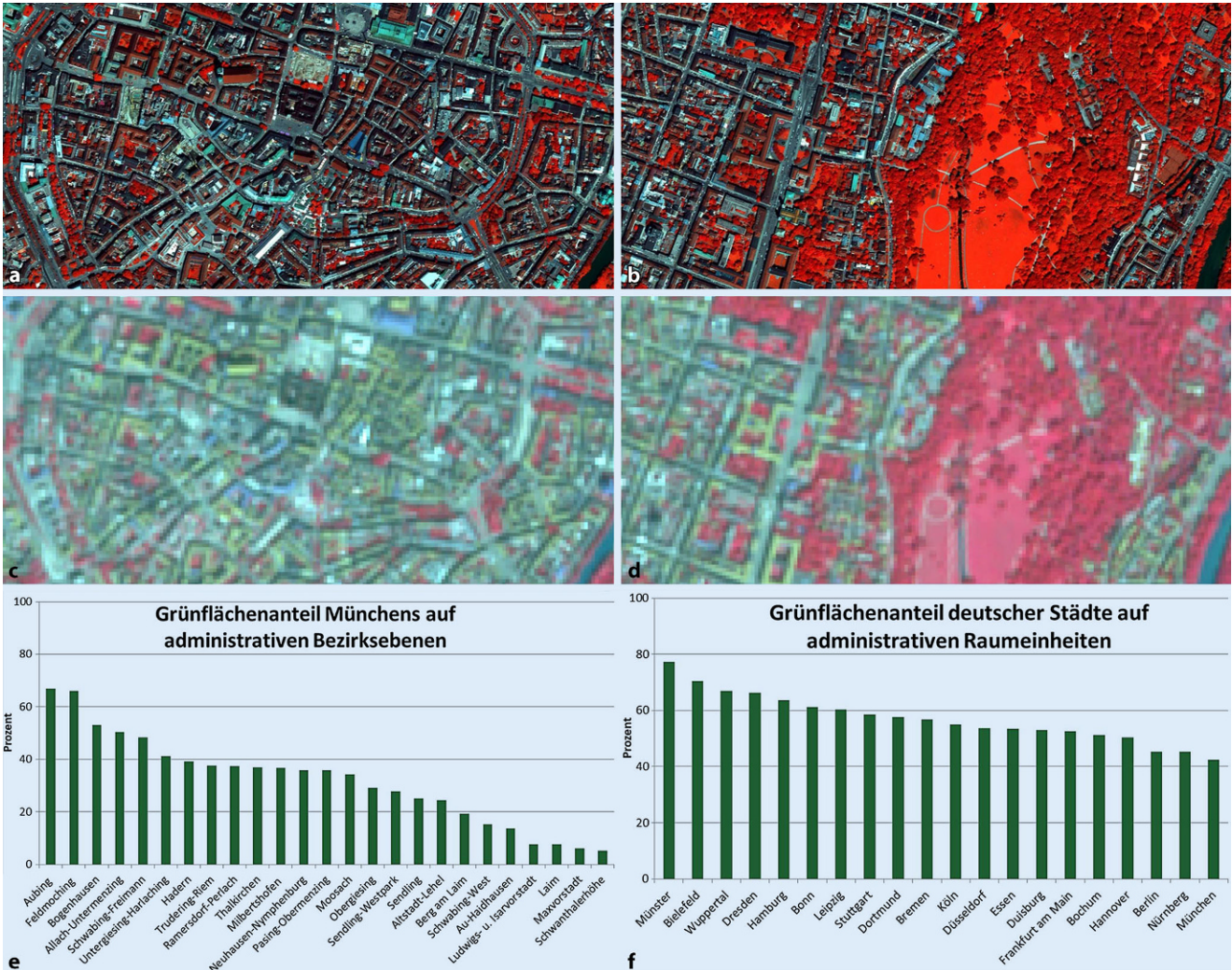
Remote sensing · Health · Earth observation · Exposure · Spatial disparities

oder emittierte Wärmestrahlung erfasst werden [32].

Für die raumquantitative Erfassung von Luftschadstoffen zeigen wir in diesem Beitrag exemplarisch die Ableitung der bodennahen Konzentration von Feinstaub (PM<sub>2,5</sub>; [µg/m<sup>3</sup>]) für Deutschland. PM<sub>2,5</sub> umfasst dabei alle organischen und anorganischen Teilchen, die einen aerodynamischen Partikeldurchmesser kleiner 2,5 µm haben: Ruß aus Verbrennungsprozessen, Bremsen- und Reifenabrieb, Staubaufwirbelung von Straßenoberflächen (auch Streusalz) oder durch die Bodenbearbeitung in der Landwirtschaft sowie sekundärer Feinstaub, der aus gasförmigen Vorläufersubstanzen, wie z. B. Ammoniak

bei der Tierhaltung, entsteht. Feinstaub natürlichen Ursprungs bildet Meersalz und Mineralstaub.

Die zugrunde liegenden Satellitendaten liefert das Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), das sich auf den Satelliten Terra und Aqua der National Aeronautics and Space Administration (NASA) befindet. Es verfügt über 36 Spektralkanäle mit einer räumlichen Auflösung von 250–1000 m im Nadir (lotrechte Aufnahmerichtung). Das passive Spektrometer erfasst das reflektierte und gestreute Sonnenlicht über eine Schwadbreite von 2330 km und liefert äquatorial eine annähernd tägliche Abdeckung. Der Überflug des Aqua-Satelliten über Deutschland findet in der Regel zwischen 11:00 Uhr und 13:30 Uhr



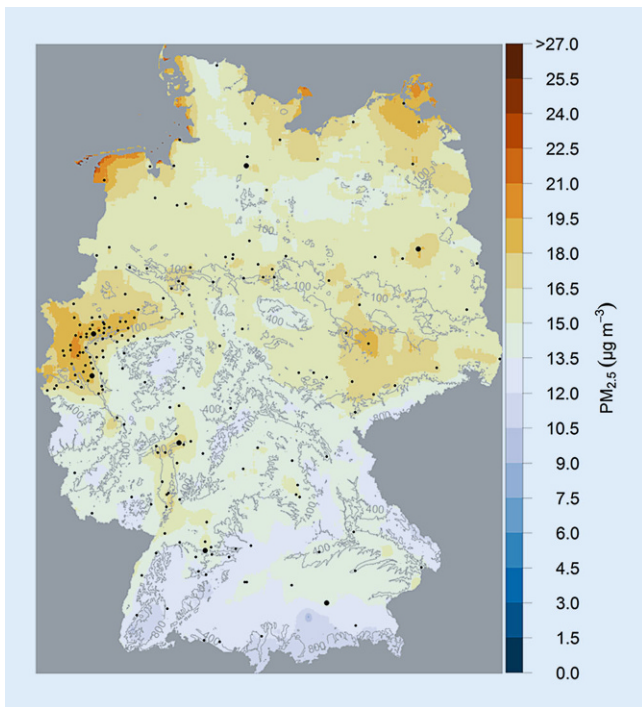
**Abb. 1** ▲ *Oben*: Messung des Grünflächenanteils in urbanen Gebieten. Links: Satellitendaten eines Gebiets mit niedrigem Grünflächenanteil; rechts: mit hohem Grünflächenanteil, gemessen mit unterschiedlichen Sensoren (**a, b**, räumlich höchstauflösend mit dem WorldView-Sensor, **c, d** hochauflösende Sentinel-2-Daten); Falschfarbendarstellung (d.h., das reflektierte Sonnenlicht im nahen Infrarot wird hier in Rot dargestellt). *Unten*: Beispiele für raumquantitative Auswertungen des Grünflächenanteils aus Sentinel-2-Daten (**e** Vergleich auf Bezirksebene der Stadt München, **f** Vergleich der 20 größten Städte Deutschlands)

UTC statt. Aus den Messungen kann die „aerosoloptische Dichte“ (AoD) quantifiziert werden. Die AoD beschreibt die exponentielle Abschwächung der Strahlungsintensität der Solarstrahlung beim Durchgang durch die Atmosphäre, die durch die darin befindlichen Aerosole verursacht wird. In unserem Beispiel werden die Datenarchive der MODIS Collection 6: Deep Blue/Dark Target des Aqua-Satelliten verwendet [33]. Dabei wurden alle Beobachtungen im Zeitraum von 2003 bis 2014 ausgewertet. Die Auflösung der AoD liegt bei diesen Daten bei  $10 \times 10$  km. Die Auflösung ist niedriger als die ursprüngliche des Sensors. Dies ist

auf das Berechnungsverfahren zurückzuführen, bei dem mehrere Pixel gruppiert werden müssen. Unter Annahme verschiedener optischer Eigenschaften der Atmosphäre, der Grenzschichthöhe und der relativen Luftfeuchtigkeit kann nun mittels eines physikalischen Ansatzes aus der AoD die bodennahe Feinstaubkonzentration abgeleitet werden. Die Wetterdaten entstammen Analysen des Deutschen Wetterdienstes (DWD) und des Europäischen Zentrums für Mittelfristwettervorhersage (EZMW).

Die Visualisierung der aus Satellitendaten abgeleiteten und über 12 Jahre gemittelten räumlichen PM<sub>2,5</sub>-Vertei-

lung über Deutschland zeigt (Abb. 2), dass die Orografie (also die Höhenstrukturen auf der natürlichen Erdoberfläche) und die Besiedlungsdichte einen großen Einfluss auf die durchschnittlichen Feinstaubkonzentrationen haben. In Kessellagen und insbesondere in Ballungsräumen (z. B. Ruhrgebiet und Berlin) ist die Feinstaubkonzentration im Vergleich zum Umland stark erhöht. Auch in Ostdeutschland finden sich gerade in den landwirtschaftlich intensiv genutzten Bördegebieten und auch in Regionen mit geringen Jahresniederschlagssummen höhere Feinstaubwerte. In höheren Lagen und komplexem Ge-



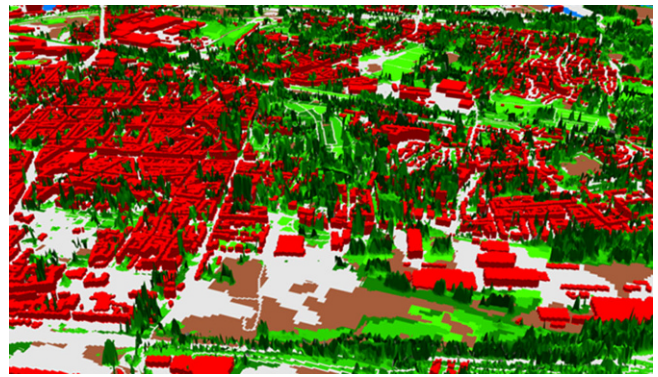
**Abb. 2** ▲ Satellitengestützte Kartierung von Feinstaub (PM<sub>2,5</sub>) in Deutschland: aus der aerosoloptischen Dicke abgeleitetes langjähriges Mittel aus allen MODIS-Beobachtungen im Zeitraum 2003 bis 2014. Die Daten sind bisher nur für die Hintergrundbelastung repräsentativ. Feinstaub in urbanen Hotspots kann noch nicht aufgelöst werden. Die Werte in Küstennähe werden noch überschätzt, da das Verfahren auf Meersalz (Partikel mit hoher Albedo) sehr sensitiv reagiert

lände (z. B. Schwarzwald, Alpenvorland, Harz) ist die Feinstaubkonzentration vergleichsweise gering. Auch der Süden Deutschlands ist im Flächenmittel von geringerer Feinstaubbelastung betroffen. In einigen Kessellagen (z. B. Rheingraben, Stuttgart) werden aber auch hier aufgrund des beschränkten Luftmassenaustausches höhere Feinstaubbelastungen gemessen. Dabei muss betont werden, dass bisher nur die Hintergrundbelastung quantifiziert werden kann. Feinstaub in urbanen Hotspots kann bei 10 × 10 km in den jetzigen Datensätzen noch nicht aufgelöst werden. Es wird jedoch derzeit an einer besseren Auflösung bis zu 1 × 1 km gearbeitet. Die Werte in Küstennähe werden noch überschätzt, da das Verfahren auf Meersalz (Partikel mit hoher Albedo) sehr sensitiv reagiert. Bei Meersalz handelt es sich aber um „gutes“ Aerosol, das gerade bei Patienten mit Atemwegserkrankungen positive Gesundheitseffekte zeigt.

### Potenziale der Fernerkundung: Umweltbedingungen zur Bewertung von Gesundheit

Im obigen Abschnitt haben wir anhand zweier nach Thematik und räumlicher Auflösung sehr unterschiedlicher Beispiele gezeigt, wie mittels Erdbeobachtungsdaten Umweltbedingungen raumquantitativ erfasst werden können. Die abgeleiteten Geoinformationen, die es erlauben, Umweltbedingungen (Expositionen) sehr genau und über die Zeit zu beobachten, könnten zukünftig ein elementarer Bestandteil gesundheitsrelevanter Analysen werden.

In bisherigen Studien der Umweltepide-miologie werden Umwelteigenschaften meist räumlich sehr stark aggregiert abgebildet. Vonseiten der Umweltepide-miologie werden bisherige Datenmodelle daher als „im Grunde nicht räumlich“ kritisiert [34, 35]. Folglich lassen sich meist keine verlässlichen Rückschlüsse auf die Belastungen einzelner Individuen ziehen. Dies gilt insbesondere für Um-



**Abb. 3** ▲ Dreidimensionale Darstellung von Umwelteigenschaften, abgeleitet aus multisensoralen Satellitendaten (rot Gebäude, grau Straßen und versiegelte Flächen, dunkelgrün Bäume, hellgrün Wiesen, braun offener Boden, blau Wasser)

weltfaktoren, die starken Schwankungen auf sehr kleinem Raum unterliegen. Dafür muss bisher auf aufwendige Modellierungen zurückgegriffen werden, was eine großflächige Anwendung erschwert [36]. Die satellitengestützte Fernerkundung bietet hier die Möglichkeit, sowohl den räumlichen Detailgrad als auch die räumliche Abdeckung deutlich zu erhöhen. ■ **Abb. 3** visualisiert das Potenzial, unsere Umwelt in zwei und drei Dimensionen hoch genau mittels fernerkundlicher Daten abzubilden. In diesem Fall basiert die Klassifikation auf der Kombination von hoch auslösenden optischen Daten (Sentinel-2) und einem digitalen Oberflächenmodell (Cartosat-2).

Jüngste Studien offenbaren die Potenziale, die in diesen detaillierten räumlichen Daten in Kombination mit Daten aus dem Gesundheitssektor liegen: bezüglich unseres ersten Beispiels zu Grünflächen konnte z. B. gezeigt werden, dass sich das Stresslevel von Stadtbewohnern bereits nach 20 min Aufenthalt in urbanen Grünflächen messbar senken lässt [8]. Und so konnte über Kohortenstudien eine Reduzierung der Risiken von Herz-Kreislauf- und Atemwegserkrankungen sowie von Mortalität durch die Nähe und Zugänglichkeit von Grünflächen aufgezeigt werden [37]. Auch im Hinblick auf unser zweites Beispiel zeugen Studien davon, dass erhöhte Exposition gegenüber Luftschadstoffbelastungen erhöhte Risiken für Herz-Kreislauf und Atemwegserkrankungen [38], Krebserkrankungen (z. B. [39]) und erhöhte Mortalität zur Folge haben können (z. B.

[18]). Weitere Studien bestätigen dieses Potenzial: Hitzewellen, also Perioden stark erhöhter Temperaturen, ziehen viele Todesfälle nach sich. In Berlin beispielsweise wurden bei 5 % der Sterbefälle von 2001 bis 2010 statistisch signifikante Korrelationen mit erhöhten Lufttemperaturen beobachtet [40]. Die Intensität von Hitzeereignissen steht dabei in einem starken Zusammenhang mit der Ausstattung der städtischen Umgebung, welche wiederum mithilfe der Analyse von Satellitenbildern beschrieben werden kann [41]. Durch eine Kombination satellitenbasierter Beobachtungen von Luftschadstoffen, In-situ-Messungen der Umgebungsluft, numerischer Chemietransportmodellierung sowie epidemiologischer Daten konnten ebenfalls bereits erfolgreiche Forschungsanwendungen für das Gesundheitswesen (Kliniken, Ärzte, Apotheken und Risikopatienten) durchgeführt werden. So konnte umweltbedingte Morbidität in verschiedenen Regionen Europas demonstriert werden [42]. Allen diesen beispielhaft angeführten Studien ist gemein, dass das räumlich und thematisch hoch detaillierte Wissen über die Umweltbedingungen Voraussetzung ist, um deren Einfluss auf die Gesundheit untersuchen zu können.

Die Integration fernerkundlicher und gesundheitsrelevanter Daten und Methoden sowie die Analyse von Umweltbedingungen und ihren Auswirkungen auf die Gesundheit sind herausfordernd. Dafür bedarf es eines interdisziplinären Ansatzes, der den konzeptionellen, datentechnischen und ethischen Herausforderungen gerecht wird:

Aus *datentechnischer Sicht* bedarf es der analytischen Integration von heterogenen Datenquellen: Die, wie gezeigt, räumlich kontinuierlichen Daten aus der Fernerkundung müssen mit meist punktuell vorliegenden Gesundheitsdaten verknüpft werden. In der Gesundheitsforschung werden vielfältige geeignete Datensätze mit entsprechendem Raumbezug erhoben. Beispiele sind Kohortenstudien, wie z.B. die NAKO [43] oder KORA [44]. Weitere Beispiele sind die „Studie zur Gesundheit von Kindern und Jugendlichen in Deutschland“ (KiGGS), die „Studie zur Gesundheit Erwachsener in Deutschland“ (DEGS) oder Da-

ten zur „Gesundheit in Deutschland aktuell“ (GEDA). Regelmäßig werden Befragungs- und Untersuchungsdaten über die körperliche und psychische Gesundheit, über gesundheitsrelevante Verhaltensweisen und Lebensbedingungen sowie über die Inanspruchnahme medizinischer Leistungen erhoben. Aufgrund des begrenzten Zeitrahmens, der für die Befragungen und Untersuchungen in den Gesundheitsstudien zur Verfügung steht, und der methodischen Möglichkeiten, die im Rahmen dieser Studien umsetzbar sind, bietet sich die zusätzliche Anreicherung der erhobenen Datensätze mit inhaltlich relevanten Fremddaten an. Für die Verknüpfung dieser punktuellen Eingangsdaten mit den flächendeckenden Daten der Fernerkundung stehen vielfältige methodische Werkzeuge aus den Raumwissenschaften oder der Modellierung zur Verfügung.

Diese datentechnischen Integrationsmöglichkeiten müssen jedoch auch aus *konzeptioneller Sicht* stimmig sein. Die Aggregation auf administrative Raumeinheiten, wie in unserem ersten Beispiel (■ **Abb. 1**) dargestellt, beinhaltet eine Verzerrung von Realitäten (vgl. z.B. [45]). Die Bewertung von Verfügbarkeit oder Zugänglichkeit von Grünflächen endet eben nicht an diesen künstlich erschaffenen Raumeinheiten. Dass in unserem Beispiel die Stadt München den geringsten Grünanteil aufweist, mag zwar auf administrativer Fläche zutreffen. Da die administrative Fläche in München sehr klein gefasst ist, kann es hier zu einer eigentlich nicht zulässigen Bewertung kommen, wenn sich beispielsweise direkt außerhalb der administrativen Stadtfläche große Naherholungsgebiete befinden. Daher braucht es eine kritische Bewertung aktueller Studien bzw. eine systematische Erforschung sinnvoller Raumbezüge.

Um u.a. diesen Aspekt zu systematisieren, muss jedoch erst noch ein *interdisziplinäres Rahmenwerk* entwickelt werden. Die verschiedensten Komponenten müssen dafür in ihrem Zusammenspiel bedacht werden: u.a. das zu untersuchende gesundheitliche Phänomen und seine jeweiligen Ausprägungen hinsichtlich Expositionen, die exponierte Bevölkerung und ihre demografische Struk-

tur, die räumlichen, thematischen und zeitlichen Ebenen der Analyse, die verfügbaren Daten, sowie die entsprechenden Methoden. Eine exemplarische Frage soll dafür die konzeptionellen Herausforderungen aufzeigen: Haben geringe Verfügbarkeit und ein schlechter Zugang zu Grünflächen negative Auswirkungen auf die Gesundheit? Dafür ist es u.a. nicht einfach festzulegen, was im städtischen Kontext überhaupt als Grünareal definiert werden kann, welche zeitlichen Dimensionen betrachtet werden müssen, welche Ungenauigkeiten in den Expositionsdaten durch Klassifikationsfehler oder räumliche Auslösung entstehen, wie das tagtägliche Raumprofil exponierter Personen erfasst werden kann oder welchen Einfluss verschiedene Methoden der Zugänglichkeitsmessung auf die Stabilität von Ergebnissen und eruierten Zusammenhängen haben. Dies sind nur einige Herausforderungen von vielen, die für eine belastbare Analyse oder ein kontinuierliches Monitoring in interdisziplinärer Zusammenarbeit systematisiert und konzeptualisiert werden müssen.

Aus *ethischer Sicht* bedarf es der Entwicklung eines klaren Konzeptes hinsichtlich des Datenschutzes. Sowohl in der Erdbeobachtung (auf einem räumlichen Niveau einzelner Gebäude) als auch im Gesundheitswesen (auf individueller Basis) liegen Daten mit sehr hohen Auflösungen vor. Zum einen ist dieses hoch genaue Wissen eine Notwendigkeit, um die Zusammenhänge von Raum bzw. Umweltbedingungen und individuellen Krankheitsbildern zu erforschen. Zum anderen muss die Anonymität zwingend gewährleistet werden. Um die Fernerkundungsdaten für die vertiefende Analyse der Gesundheitsdaten zu nutzen, bedarf es daher eines prozessorientierten Verfahrens, das diesen Bedingungen gerecht wird und das einem kontinuierlichen Verbesserungsprozess unterliegt, der im Rahmen eines transparenten Qualitätsmanagements angesiedelt sein muss. Hierbei ist der Prozess der Datendokumentation und Dokumentationspflege ein elementarer Bestandteil.

## Diskussion

Gerade vor dem Hintergrund jüngster Diskussionen in Deutschland zum Klimawandel oder über Fahrverbote bedarf es systematischer Analysen, um die oftmals emotional aufgeladenen Diskussionen mit wissenschaftlichen Fakten zu rationalisieren. Jüngste Entwicklungen hinsichtlich Datenverfügbarkeiten sowohl in der Erdbeobachtung als auch im Gesundheitswesen sind gleichermaßen Grundlage und Verpflichtung für eine interdisziplinäre Zusammenarbeit.

Die systematische Kombination von fernerkundlichen Daten und daraus abgeleiteter Geoinformation mit Gesundheitsdaten ist vielversprechend. Im vorhergehenden Abschnitt haben wir versucht die Eckpunkte möglicher interdisziplinärer Ansätze dafür zu skizzieren. In diesem Abschnitt wollen wir diese konzeptuellen Grundgedanken noch vor dem Hintergrund weiterer Herausforderungen diskutieren:

Aus datentechnischer Sicht müssen zum Beispiel Unsicherheiten bedacht werden. So sind die erzielten Genauigkeiten der Landbedeckungsklassifikation bzw. der Grünflächen im Bereich von 93,1 % [30] generell hoch. Dabei variieren Genauigkeiten aber in Abhängigkeit der Beschaffenheit des Raumes. Kleinteilige Grünflächen können durch die Auflösung der Sentinel-2-Daten wesentlich weniger genau klassifiziert werden als großflächige Waldgebiete. Dementsprechend bedarf es einer systematischen Analyse möglicher Fehlerfortpflanzungen. Für unser zweites Beispiel zu Luftschadstoffen konnte gezeigt werden, dass eine Ableitung der bodennahen Feinstaubkonzentration anhand von Satellitendaten und unter Hinzunahme meteorologischer Parameter gute Übereinstimmungen mit In-situ-Messungen der Umgebungsluft zeigt. Bei der Validierung der Ergebnisse mit allen verfügbaren PM<sub>2,5</sub>-in-situ-Daten aller Messstationen in Deutschland konnte eine gute Korrelation zu den Messungen der Umgebungsluft festgestellt ( $R = 0,77$ ) sowie ein sehr geringer systematischer Fehler ( $0,14 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ) und ein RMSE von  $5,73 \mu\text{g}/\text{m}^3$  ermittelt werden (RMSE; dt.: Wurzel der mittleren Fehlerqua-

dratsumme; damit wird aufgezeigt, wie die satellitenbasierten Prognosedaten im Durchschnitt von den tatsächlichen In-situ-Messwerten abweichen). Dazu konnte kein signifikanter Unterschied in den statistischen Größen zwischen städtischen und ländlichen Stationen identifiziert werden [46]. Aber wie im Beispiel oben gezeigt, müssen auch hier Unsicherheiten in Kauf genommen werden. Es gibt jedoch Weiterentwicklungsmöglichkeiten, die vor allem die räumliche und zeitliche Abdeckung sowie die Parametrisierung der Aerosolzusammensetzung und die vertikale Verteilung betreffen. Für die Erfassung der Exposition der Bevölkerung ist die räumliche Auflösung in unserem Beispiel mit  $10 \times 10 \text{ km}$  noch vergleichsweise gering. Die Entwicklung der Sensorik in der Erdbeobachtung schreitet allerdings voran und lässt im Gegensatz zu frühen Studien mit vergleichsweise geringerer Granularität der räumlichen Datengrundlage (z. B. [47]) eine detailliertere Auswertung erhoffen. So steht seit Oktober 2017 der Sensor Sentinel-5P aus dem Copernicus-Programm zur Verfügung. Der Sensor misst Luftschadstoffe und Treibhausgase wie Stickstoffdioxid ( $\text{NO}_2$ ), Schwefeldioxid ( $\text{SO}_2$ ), Formaldehyd (HCHO), Kohlenstoffmonoxid (CO) und Methan ( $\text{CH}_4$ ) mit einer räumlichen Auflösung von  $3,5 \times 5,5 \text{ km}$  und täglich einmaliger globaler Abdeckung. Damit nähern wir uns kleinräumigeren Skalen an, die für Expositionsanalysen hinsichtlich Gesundheit neue Analysemöglichkeiten bieten. Allerdings muss für Luftschadstoffe, wie z. B. für  $\text{NO}_2$ , bedacht werden, dass die satellitengestützte Beobachtung die  $\text{NO}_2$ -Belastung für den jeweiligen Ort über die Atmosphäre vertikal integriert erfasst und somit die bodennahe Konzentration erst durch Inversionsverfahren bestimmt werden kann. Eine verbesserte Quantifizierung des aggregierten Gesundheitsrisikos durch Umweltstressoren soll ganz allgemein durch Big-Data-Analysenmethoden und Ansätze der künstlichen Intelligenz erforscht werden [48]. Expositionsseitig wird weiter an der satelliten- und modellgestützten Bestimmung der raumzeitlichen Variabilität von Luftschadstoffen sowie Hitze- und Kältestress gearbeitet. Raumzeitli-

che Muster sollen in Beziehung zum Auftreten von Erkrankungen mit Umweltrelevanz gesetzt werden [49].

Es bleibt also zu konstatieren, dass Satellitensensoren eine Datenquelle darstellen, die für die interdisziplinäre Erforschung des Einflusses der Umwelt auf die Gesundheit prädestiniert sind. Ein systematisches Rahmenwerk, das den konzeptionellen, datentechnischen und ethischen Herausforderungen gerecht wird, muss aber erst noch entwickelt werden.

## Ausblick

Ein negativer Einfluss der Umweltbedingungen auf die Gesundheit der Menschen wird oft hoch verdichteten Stadträumen zugesagt: Die ständig zunehmende Urbanisierung, d. h. die zunehmende Konzentration von Menschen [50] und das ausufernde Flächenwachstum [51], in den Städten unseres Planeten machen diese Orte zwar zum einen zu Zentren von Kreativität, Innovation und Fortschritt [52], zum anderen aber auch zu Orten z. B. von erhöhter Kriminalität oder eben auch von erhöhter Exposition gegenüber Umweltbedingungen [53]. Städtische Gebiete beherbergen die Mehrheit der Weltbevölkerung, erzeugen mehr als 75 % des globalen Bruttoinlandsprodukts (BIP), tragen aber auch zu etwa 75 % der Kohlenstoffemissionen des globalen Endenergieverbrauchs bei [54]. In dieser Doppelfunktion wird u. a. von den genannten Autoren argumentiert, dass sich das Schicksal des Planeten v. a. in unseren Städten entscheiden wird.

Gerade vor dem Hintergrund dieser urbanen Dynamik, der kleinräumigen urbanen Komplexität des Raumes und dem Entstehen neuer Dimensionen urbaner Landschaften bedarf es neuer und heterogener Datenquellen und Methoden, um die zentralen Lebensorte der Menschheit ganzheitlicher zu verstehen. Die Fernerkundung kann diesbezüglich viele Proxyinformationen liefern, um Studien hinsichtlich Gesundheit zu unterstützen: von der einfachen Beschreibung und Quantifizierung der Ausstattung des Raumes (z. B. [30]) über die erwähnten Umweltbedingungen wie Luftschadstoffe (z. B. [20]) oder der Verfügbarkeit von Freiflächen [21] bis hin zur

Abschätzung von Bevölkerungsdichten (z. B. [55]) als Expositionsinformation. Die kleinräumige Heterogenität des städtischen Raumes zu bewerten ist dabei für einige Anwendungen, wie die Erfassung der Grünflächen, inzwischen mit hohen Genauigkeiten machbar. Für andere Umweltbedingungen, wie Luftschadstoffe, sind die räumlichen Auflösungen noch eine Limitierung.

Für eine interdisziplinäre, weiterführende Forschung zu Umwelt und Gesundheit braucht es nun die Zusammenführung von Wissenschaftlern aus unterschiedlichen Bereichen, die Reorganisation bestehender Wissensbereiche, die derzeit noch säulenartig nebeneinander stehen, die Entwicklung interdisziplinärer Konzepte, Methoden und angewandte Studien, um die Forschungsdisziplinen und ihre Denkschulen stärker zu verzahnen. Dies wäre ein wichtiger Paradigmenwechsel, denn die Wechselwirkungen zwischen Umwelt und Gesundheit sind hochkomplex und mehrdimensional und ohne einen synthetischeren und ganzheitlicheren Ansatz laufen wir Gefahr, bei unvollständigen Lösungen zu bleiben.

## Korrespondenzadresse

### PD Dr. Hannes Taubenböck

Earth Observation Center (EOC) Weßling,  
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt  
(DLR)  
Oberpfaffenhofen, Münchener Str. 20,  
82234 Weßling, Deutschland  
hannes.taubenboeck@dlr.de

**Danksagung.** Beiträge zu dieser Studie wurden u. a. vom Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur im Rahmen der Projekte SAUBER (Förderkennzeichen 19F2064B) und MeinGrün (Förderkennzeichen 19F2073B) finanziert. Des Weiteren wurden Arbeiten vom Bayerischen Staatsministerium für Umwelt und Verbraucherschutz (StMUV) im Rahmen des JOSEFINA-Projekts (TLK01 U-70606) sowie vom Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung (BBSR) im Rahmen des Projektes „Monitoring des Stadtgrüns“ finanziert.

**Funding.** Open Access funding provided by Projekt DEAL.

## Einhaltung ethischer Richtlinien

**Interessenkonflikt.** H. Taubenböck, P. Schmich, T. Erbertseder, I. Müller, J. Tenikl, M. Weigand, J. Staab

und M. Wurm geben an, dass kein Interessenkonflikt besteht.

Für diesen Beitrag wurden von den Autoren keine Studien an Menschen oder Tieren durchgeführt. Für die aufgeführten Studien gelten die jeweils dort angegebenen ethischen Richtlinien.

**Open Access.** Dieser Artikel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Artikel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.

Weitere Details zur Lizenz entnehmen Sie bitte der Lizenzinformation auf <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>.

## Literatur

1. Zhu Z, Zhou Y, Seto K, Stokes E, Deng C, Pickett STA, Taubenböck H (2019) Understanding an urbanizing planet: strategic directions for remote sensing. *Remote Sens Environ* 228:164–182
2. World Health Organization (WHO) (2020) Health impact assessment (HIA)—the determinants of health. <https://www.who.int/hia/evidence/doh/en/>. Zugegriffen: 22. Jan. 2020
3. World Health Organization (WHO) (2016) Ambient air pollution: a global assessment of exposure and burden of disease. World Health Organization, Geneva
4. Prüss A, Corvalan C, Pastides H, de Hollander AEM (2002) Estimation the burden of disease from water, sanitation and hygiene at a global level. *Environ Health Perspect* 110:537–542
5. Basner M, Babisch W, Davis A, Brink M, Clark C, Janssen S, Stansfeld S (2014) Auditory and non-auditory effects of noise on health. *Lancet* 383(9925):1325–1332
6. an der Heiden M, Muthers S, Niemann H et al (2019) Schätzung hitzebedingter Todesfälle in Deutschland zwischen 2001 und 2015. *Bundesgesundheitsblatt Gesundheitsforschung Gesundheitschutz* 62:571–579. <https://doi.org/10.1007/s00103-019-02932-y>
7. Schmalwieser A, Erbertseder T, Schaubberger G, Weihs P (2009) Sensitivity of erythemally effective UV irradiance and daily exposure to temporal variability in total ozone. *Photochem Photobiol* 85(1):261–271. <https://doi.org/10.1111/j.1751-1097.2008.00431>
8. Hunter MR, Gillespie BW, Chen SY (2019) Urban nature experiences reduce stress in the context of daily life based on salivary biomarkers. *Front Psychol*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00722>
9. Hänninen O, Knol AB, Jantunen M et al (2014) Environmental burden of disease in Europe: assessing nine risk factors in six countries. *Environ Health Perspect* 122:439–446
10. Meier J, Hasenöhr U, Krause K, Pottharst M (2014) *Urban lighting, light pollution and society*. Routledge, New York, ISBN 978-1-138-81397-7
11. Parselia E, Kontoes C, Tsouni A et al (2019) Satellite earth observation data in epidemiological modeling of malaria, dengue and west nile virus: a scoping review. *Remote Sens* 11:1862. <https://doi.org/10.3390/rs11161862>
12. GBD Risk Factors Collaborators (2017) Global, regional, and national comparative risk assessment of 84 behavioural, environmental and occupational, and metabolic risks or clusters of risks, 1990–2013, 2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. *Lancet* 390:1345–1422
13. Pascal M, Corso M, Chanel O et al (2013) Assessing the public health impacts of urban air pollution in 25 European cities: results of the Aphekom project. *Sci Total Environ* 449:390–400. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2013.01.077>
14. Breitner S, Wolf K, Devlin RB, Diaz-Sanchez D, Peters A, Schneider AE (2014) Short-term effects of air temperature on mortality and effect modification by air pollution in three cities of Bavaria, Germany: a time-series analysis. *Sci Total Environ* 485–486:49–61
15. Schneider A, Cyrus J, Breitner S, Kraus U, Peters A, Diegmann V, Neunhäuserer L (2018) Quantifizierung von umweltbedingten Krankheitslasten aufgrund der Stickstoffdioxid – Exposition in Deutschland. Umweltbundesamt, Dessau-Rosslau (Abschlussbericht)
16. Liu Y, Goudreau S, Oiamo T et al (2020) Comparison of land use regression and random forests models on estimating noise levels in five Canadian cities. *Environ Pollut* 256:113367. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2019.113367>
17. Zhang K, Batterman S (2013) Air pollution and health risks due to vehicle traffic. *Sci Total Environ* 450:307–316
18. Lelieveld J, Pozzer A, Pöschl U, Fnais M, Haines A, Münzel T (2020) Loss of life expectancy from air pollution compared to other risk factors: a worldwide perspective. *Cardiovasc Res*. <https://doi.org/10.1093/cvr/cvaa025>
19. Taubenböck H, Wurm M, Esch T, Dech S (2015) Globale Urbanisierung – Perspektive aus dem All. Springer Spektrum, Heidelberg, S 297
20. Erbertseder T, Taubenböck H, Meyer-Arneck J (2015) Stadtregionen als globale Zentren der Luftverschmutzung. In: Taubenböck H, Wurm M, Esch T, Dech S (Hrsg) Globale Urbanisierung – Perspektive aus dem All. Springer, Berlin Heidelberg
21. Taubenböck H, Standfuß I, Klotz M, Wurm M (2016) The physical density of the city—deconstruction of the delusive density measure with evidence from two European megacities. *ISPRS Int J Geo Inform* 5(11):206
22. Weigand M, Wurm M, Dech S, Taubenböck H (2019) Remote sensing in environmental justice research—a review. *ISPRS Int J Geo Inform* 8(1):20
23. Hosseinpour AR, Bergen N, Schlottheuber A, Boerma T (2018) National health inequality monitoring: current challenges and opportunities. *Glob Health Action* 11(sup1):70–74. <https://doi.org/10.1080/16549716.2017.1392216>
24. Tobollik M, Kabel C, Mekel O, Hornberg C, Plaß D (2018) Übersicht zu Indikatoren im Kontext Umwelt und Gesundheit. Bundesgesundheits-



- blatt Gesundheitsforschung Gesundheitsschutz 61(6):710–719. <https://doi.org/10.1007/s00103-018-2743-x>
25. Wulder MA, White JC, Loveland TR et al (2016) The global landsat archive: status, consolidation, and direction. *Remote Sens Environ* 185:271–283. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.032>
  26. Hay SI, Battle KE, Pigott DM et al (2013) Global mapping of infectious disease. *Philos Trans Royal Soc B Biol Sci* 368(1614):20120250
  27. Jutla AS, Akanda AS, Islam S (2010) Tracking cholera in coastal regions using satellite observations. *J Am Water Resour Assoc* 46(4):651–662
  28. ESA (2012) Sentinel-2. [http://esamultimedia.esa.int/multimedia/publications/SP-1322\\_2/offline/download.pdf](http://esamultimedia.esa.int/multimedia/publications/SP-1322_2/offline/download.pdf). Zugegriffen: 4. Mai 2020
  29. Breiman L (2001) Random forests. *Mach Learn* 45(1):5–32
  30. Weigand M, Staab J, Wurm M, Taubenböck H (2020) Spatial and semantic effects of LUCAS samples on fully automated land use/land cover classification in high-resolution sentinel-2 data. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102065>
  31. de Leeuw G, Kinne S, Léon J-F et al (2011) Retrieval of aerosol properties. In: Burrows, Platt, Borell (Hrsg) *The remote sensing of tropospheric composition from space*. Springer, Berlin Heidelberg
  32. Hoff R, Christopher SA (2009) Remote sensing of particulate matter air pollution from space: have we reached the promised land. *J Air Waste Manag Assoc* 59:642–675
  33. Levy R, Mattoo S, Munchak L, Remer L, Sayer A, Patadia F, Hsu N (2013) The Collection 6 MODIS aerosol products over land and ocean. *Atmos Meas Tech* 6:2989–3034
  34. Auchincloss AH, Gebreab SY, Mair C, Diez Roux AV (2012) A review of spatial methods in epidemiology, 2000–2010. *Annu Rev Public Health* 33:107–122
  35. Macintyre S, Ellaway A, Cummins S (2002) Place effects on health: How can we conceptualise, operationalize and measure them? *Soc Sci Med* 55:125–139
  36. Aguilera I, Foraster M, Basagaña X et al (2015) Application of land use regression modelling to assess the spatial distribution of road traffic noise in three European cities. *J Expo Sci Environ Epidemiol* 25:97–105
  37. Villeneuve PJ, Jerrett M, Su JG, Burnett RT, Chen H, Wheeler AJ, Goldberg MS (2012) A cohort study relating urban green space with mortality in Ontario, Canada. *Environ Res* 115:51–58
  38. Peters A, Hoffmann B, Brunekreef B et al (2019) Die Rolle der Luftschadstoffe für die Gesundheit (Eine Expertise im Namen der Internationalen Gesellschaft für Umweltepidemiologie (ISEE) und der European Respiratory Society (ERS))
  39. Pope CA, Burnett RT, Thun MJ et al (2002) Lung cancer, cardiopulmonary mortality, and long-term exposure to fine particulate air pollution. *JAMA* 287:1132–1141
  40. Scherer D, Fehrenbach U, Lakes T, Lauf S, Meier F, Schuster C (2014) Quantification of heat-stress related mortality hazard, vulnerability and risk in Berlin, Germany. *Erde* 144(2014):238–259
  41. Dugord PA, Lauf S, Schuster C, Kleinschmit B (2014) Land use patterns, temperature distribution, and potential heat stress risk—the case study Berlin, Germany. *Comput Environ Urban Syst* 48:86–98
  42. Erbertseder T (2013) Tief durchatmen mit Myair. In: *Window on Copernicus, was Copernicus für Regionen und Städte in Europa tun kann*, p.44–51. <https://www.copernicus.eu/sites/default/files/2018-11/G4R-2013-DE-2607.pdf>. Zugegriffen: 4. Mai 2020
  43. NAKO Gesundheitsstudie (2016) NAKO – Die Gesundheitsstudie – Gemeinsam forschen für eine gesündere Zukunft. <https://nako.de/wp-content/uploads/2016/11/NAKO-Info-Flyer10-seitig-2016.pdf>. Zugegriffen: 30. Dez. 2019
  44. Holle R, Happich M, Löwel H, Wichmann HE (2005) KORA—a research platform for population based health research. *Gesundheitswesen* 67(S 01):19–25
  45. Taubenböck H, Weigand M, Esch T, Staab J, Wurm M, Mast J et al (2019) A new ranking of the world's largest cities—do administrative units obscure morphological realities? *Remote Sens Environ* 232:111353
  46. Rohde A (2017) Satellitengestützte Analyse der Feinstaubkonzentration über Deutschland. Masterarbeit an der Universität Augsburg angefertigt am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt
  47. Voigtländer S, Goebel J, Claßen T, Wurm M, Berger U, Strunk A et al (2011) Using geographically referenced data on environmental exposures for public health research: a feasibility study based on the German socio-economic panel study (SOEP) (july 2011). <https://ssrn.com/abstract=1884910>. Zugegriffen: 30. Dez. 2019. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1884910>
  48. Erbertseder T, Gilardi L, Mittelstädt L, Bittner M (2020) On the aggregate health risk from air pollution in Germany. *International Conference on Air Quality, Thessaloniki*
  49. Erbertseder T, Mittelstädt L, Gilardi L, Gousev O, Traidl-Hoffmann C, Hachinger S et al (2020) Bioklimatisches Informationssystem Bayern (BioClis): Schlussbericht des Verbundprojekts Klimawandel und Gesundheit
  50. Vereinte Nationen (2017) Department of economic and social affairs, population division: world population prospects: the 2017 revision, key findings and advance tables. *ESA/P/WP/248*
  51. Taubenböck H, Esch T, Felbier A, Wiesner M, Roth A, Dech S (2012) Monitoring of mega cities from space. *Remote Sens Environ* 117:162–176
  52. Glaeser E (2010) *Triumph of the city*. Penguin Press, London, S 352
  53. West G (2019) *Die universalen Gesetze des Lebens von Organismen, Städten und Unternehmen*. C.H. Beck, München (478 Seiten)
  54. Acuto M, Parnell S, Seto KC (2018) Building a global urban science. *Nat Sustain* 1:2–4
  55. Tatem AJ (2017) WorldPop, open data for spatial demography. *Scientific Data* 4. <https://www.nature.com/articles/sdata20174>. Zugegriffen: 4. Mai 2020