

---

# Nutzergenerierte Daten für Entscheidungsunterstützung in naher Echtzeit

Bernd RESCH<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Fachbereich für Geoinformatik – Z\_GIS · Universität Salzburg · Schillerstraße 30 · 5020 Salzburg  
E-Mail: bernd.resch@sbg.ac.at

## Zusammenfassung

Die Erforschung von nutzergenerierten Daten als Basis für geografische Analysen ist seit etwa einem Jahrzehnt zu einem etablierten Forschungsbereich herangewachsen. Während frühe Ansätze einfache Analysemethoden (Cluster-Erkennung, Darstellung von Trajektorien, Ermittlung von zeitlichen Mustern, etc.) verfolgten, ist die Forschung in diesem Bereich mittlerweile komplexer und vielfältiger. Dieser Artikel stellt entsprechende aktuelle Forschungsvorhaben dar und stellt deren methodische Weiterentwicklung heraus. Unter Berücksichtigung der noch mangelnden Einbindbarkeit von nutzergenerierten Daten in zeitkritische Prozesse und Echtzeit-Workflows werden diese bisherigen Forschungsvorhaben erläutert. Abschließend werden grundlegende Schlussfolgerungen gezogen und mögliche Ansätze zur Adressierung der genannten Herausforderungen andiskutiert.

## 1 Einleitung

Nutzergenerierte Daten sind mittlerweile als valide und hochqualitative Datenquelle anerkannt. Während frühe Ansätze in der Analyse von nutzergenerierten Daten oft vergleichsweise einfache Visualisierungstechniken und traditionelle Analysemethoden genutzt haben (GIRARDIN ET AL. 2008; SAGL ET AL. 2012), sind in den letzten Jahren differenziertere und methodisch anspruchsvollere Ansätze entwickelt worden. Für Prozesse und Anwendungen mit zeitkritischen Anforderungen bedeutet das, dass abseits von technischen Sensoren, deren Entwicklung seit langem stetig verläuft und Messprozesse weitgehend bekannt sind, es jetzt eine wertvolle Ergänzung der Datenbasis für Entscheidungsunterstützung in vielen Bereichen gibt.

Dies ist deshalb von entscheidender Bedeutung, weil die rasante Entwicklung, die Geo-Sensor Webs – also autonomen, intelligenten Sensornetzwerken – im letzten Jahrzehnt vorausgesagt wurde, nicht so schnell wie erwartet passiert ist. Nichtsdestotrotz gilt es als gesichert, dass ubiquitäre Geo-Sensor Webs Entscheidungsunterstützung in naher Echtzeit – also je nach Anwendungskontext mit möglichst geringer Verzögerung – maßgeblich unterstützen und verbessern können, v.a. in Gebieten wie Verkehrsmanagement, öffentliche Sicherheit, Umweltmonitoring oder im Gesundheitsbereich (SNEHA & VARSHNEY 2009). Allerdings ist die Beobachtung von Umweltparametern und geografischen Prozessen in Echtzeit nach wie vor eine große Herausforderung mit ungelösten technischen und methodischen Problemen (RESCH 2013). Als Folge dessen werden zahlreiche Forschungsvorhaben und Anwendungsmöglichkeiten verhindert, weil die nötigen Daten nicht in naher Echtzeit zur Verfügung stehen.

Auf Grund dieser Defizite, und unterstützt durch die immens wachsende Smartphone-Verbreitung, widmen sich zunehmend eine Reihe von Forschungsinitiativen der Entwicklung von alternativen Methoden zur Generierung von Echtzeitdaten, die zur Entscheidungsunterstützung herangezogen werden können. Beispielsweise erleben wir eine Explosion von nutzergenerierten Daten in einer Vielzahl von sozialen Medien, Mobilfunknetzwerken oder Micro-Blogs. Diese Daten, die häufig explizit geocodiert sind, können potenziell mit Messungen von technischen Sensoren kombiniert werden, indem subjektive Beobachtungen und persönliche „Messungen“ in die Analyse und Visualisierung von geografischen Prozessen eingebunden werden. Abb. 1 illustriert eine Übersicht an derzeit verfügbaren technischen und menschlichen Sensoren.



**Abb. 1:** Zunehmende Verfügbarkeit von technischen und menschlichen Sensoren. (eigene Darstellung)

## 2 Nutzergenerierte Daten als zuverlässige Basis für hochqualitative Entscheidungen

In der wissenschaftlichen Literatur zu nutzergenerierten Daten existiert derzeit eine Mannigfaltigkeit von Begrifflichkeiten, die zumeist synonym bzw. nicht klar abgegrenzt voneinander verwendet werden. Diese Begriffe beinhalten VGI (GOODCHILD 2007), human sensors (FORREST 2010), People as Sensors (RESCH 2013), citizens as sensors (GOODCHILD 2007), participatory sensing (BURKE ET AL. 2006), collective sensing (RESCH 2013), citizen science (PAULOS ET AL. 2009), und andere mehr. Einige wenige Publikationen der letzten Jahre versuchen, diese Begriffe klar zu definieren und trennscharf zu unterscheiden.

In den folgenden Unterabschnitten werden einige Forschungsinitiativen beschrieben, die nutzergenerierte Daten für Entscheidungsunterstützungsprozesse in naher Echtzeit heranziehen. Diese Beispiele wollen keinen Anspruch auf Vollständigkeit erheben, sondern lediglich einen exemplarischen Überblick geben. Beispielsweise sind einige nutzergenerierte Datenbestände wie floating car data (FCD), Open Street Map (OSM) oder origin-

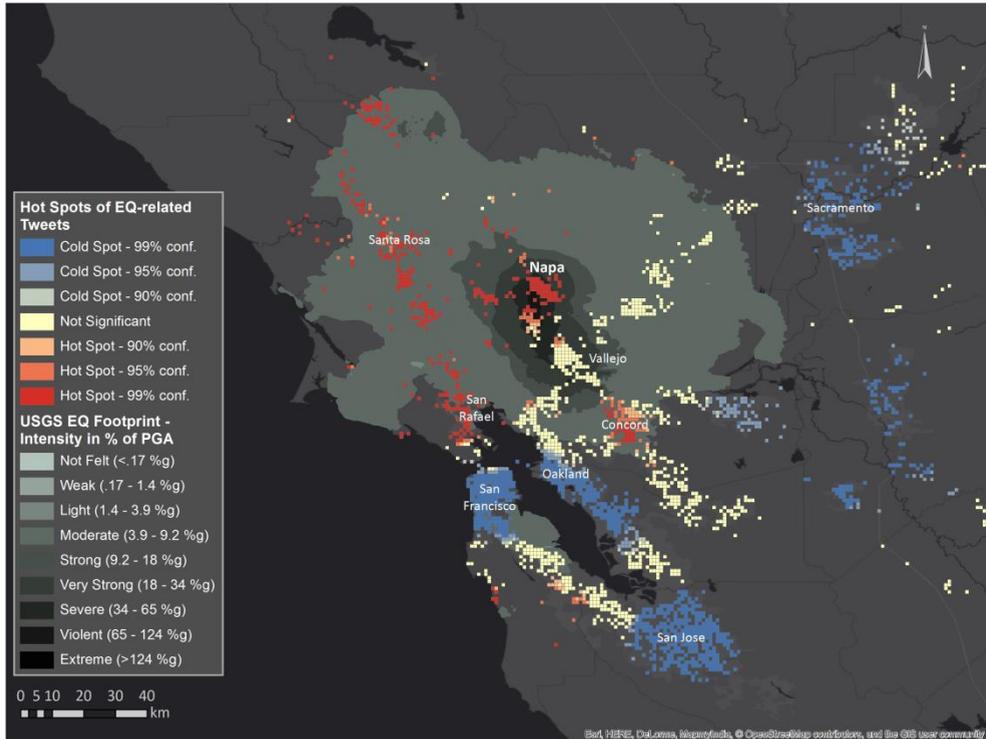
destination Datenpaare zur Charakterisierung von Fahrten im Netzwerk des öffentlichen Personennahverkehrs hier nicht inkludiert.

## 2.1 Soziale Medien im Katastrophenmanagement

Der Einsatz von sozialen Medien im Katastrophenmanagement ist eine der methodisch und operativ am weitesten fortgeschrittenen Anwendungen. Dies betrifft sowohl die Nutzung von sozialen Medien als Datenquelle, als auch als Kommunikationswerkzeug zwischen verschiedensten Akteuren. Sozialen Medien stellen hier also nicht nur eine Echtzeitdatenquelle dar, sondern bieten auch die Möglichkeit, im Krisenfall effizient eine große Menge von Menschen zu erreichen.

Abb. 2 zeigt den Fußabdruck des Erdbebens am 24. August 2014 in Napa, USA. Die Rasterzellen (Farbverlauf rot-gelb-blau) zeigen signifikante Hot- bzw. Coldspots räumlicher Autokorrelation des semantischen Attributs in einem Twitterdatensatz, der etwa eine Million Tweets umfasst. Diese Tweets wurden mit Hilfe der selbstlernenden Methode Latent Dirichlet Allocation (LDA) (BLEI ET AL. 2003) analysiert, wobei das Thema „Erdbeben“ automatisiert, also ohne a priori-Wissen und ohne vorherige Kalibrierung des semantischen Modells, erkannt werden konnte. Die rot eingefärbten Rasterzellen zeigen also signifikante Hotspots, in denen sich Tweets, die das Erdbeben betreffen, räumlich häufen, wohingegen die blau eingefärbten Zellen Coldspots darstellen, also die Tatsache, dass zwar viele Tweets gesendet wurden, aber nur ein kleiner Teil davon für das Erdbeben-Thema relevant ist.

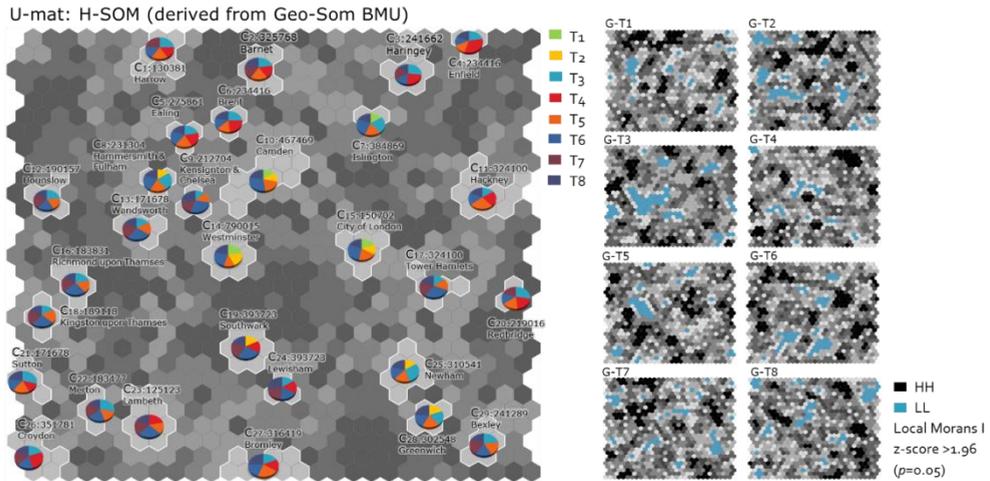
Die grün eingefärbten Polygone im Hintergrund stellen den Fußabdruck des Erdbebens dar, der von der US Geological Survey (USGS), der offiziellen wissenschaftlichen US-amerikanischen Behörde, die sich unter anderem mit Naturkatastrophen und deren Auswirkungen befasst, bereitgestellt wurde. Aus der Überlagerung der Erdbebenfußabdrücke aus Tweets und dem der USGS kann man eine starke räumliche Korrelation erkennen, was wiederum die Aussage zulässt, dass Tweets Erdbebenereignisse räumlich und zeitlich genau abbilden. Das bedeutet, dass mit entsprechend geeigneten und komplexen Analysemethoden die Abgrenzung von Gebieten, die von einem Erdbeben betroffen sind, zuverlässig vollzogen, und darüber hinaus noch eine Aussage über mögliche Schäden getroffen werden kann.



**Abb. 2:** Fußabdruck eines Erdbebens – Vergleich zwischen Daten aus sozialen Medien und offiziellem Ergebnis des USGS. (RESCH & USLÄNDER 2017)

## 2.2 Soziale Medien zur Erkennung von Aktivitätsmustern

In den letzten Jahren wurden Daten aus sozialen Medien zunehmend zur Erkennung und Quantifizierung von Aktivitätsmustern verwendet (GIRARDIN ET AL. 2008; HASAN ET AL. 2013). Während viele Ansätze nach wie vor traditionelle Analysemethoden der Geoinformatik verwenden, wurden in neueren Veröffentlichungen auch komplexere Methoden entwickelt. So nutzen STEIGER ET AL. (2015) neuronale Netzwerke, konkret self-organising maps (SOM), zur Extraktion von latenten städtischen Aktivitätsmustern. Abb. 3 zeigt das Ergebnis einer hierarchischen, geografischen SOM (Geo-H-SOM), in der verschiedenste semantische Themen, über die in Tweets berichtet wird, repräsentiert sind. So kann beispielsweise erkannt werden, dass sich die Themen „Arbeit“ (T1, grün) und „öffentlicher Verkehr“ (T2, gelb) sehr stark in der Innenstadt von London konzentrieren, wohingegen das Thema „einkaufen“ (T7, rot) überraschenderweise verstärkt außerhalb der Innenstadt zu finden ist.



**Abb. 3:** Geo-H-SOM zur Erkennung von Aktivitätsmustern in Tweets. (STEIGER ET AL. 2015)

In einem anderen aktuellen Ansatz nutzen RESCH ET AL. (2016) eine Methode des semi-überwachten maschinellen Lernens, das urbane Emotionen in Posts in sozialen Medien erkennt, klassifiziert und mit Hilfe von räumlichen Analysemethoden für die Stadtplanung aufbereitet. Konkret wird ermittelt, wo sich Bürgerinnen und Bürger unsicher fühlen oder wo es gefährliche Punkte im Radverkehrsnetz gibt, was direkt als Basis für stadtplanerische Maßnahmen herangezogen werden kann.

### 2.3 People as Sensors, eDiaries und Citizen Science

Im Gegensatz zur Nutzung von kollektiven Datenquellen wie sozialen Medien (s. Abschnitte 2.1 und 2.2) bezeichnet „People as Sensors“ ein Messmodell, in dem nicht nur geeichte Messgeräte Daten liefern, sondern einzelne Menschen subjektive „Messungen“ wie Sinnesindrücke, Empfindungen oder persönliche Beobachtungen beitragen. Der Fachterminus „People as Sensors“ wird in der Literatur austauschbar verwendet mit den Begriffen „Citizens as Sensors“ (GOODCHILD 2007) oder „Humans as Sensors“ (FORREST 2010). eDiaries, also elektronische Tagebücher, beschreiben ein ähnliches Konzept, wobei sie vordringlich in der Psychologie und Medizin eingesetzt werden, um die täglichen Routinen von Einzelpersonen zu verstehen. Dagegen dienen People as Sensors und verwandte Konzepte traditionell dazu, einen großen Datenbestand zu generieren, der die Basis für die Analyse von komplexen geografischen Phänomenen bildet.

Während People as Sensors und eDiaries also subjektive Eindrücke sammeln, setzt die Nutzung von Citizen Science-Methoden ein gewisses Grundwissen über eine Thematik voraus. So werden Daten von in einer speziellen Nische eines Faches von Semi-Experten gesammelt, beispielsweise in Form von Vogelsichtungen, Pflanzenvorkommen oder der Messung von Luftschadstoffen. Entscheidend ist, dass im Unterschied zu klassischen Datenerhebungsmethoden, die so erhobenen Daten sofort und ohne weitere manuelle Interaktion für weitere Analyse- und Visualisierungsprozesse zur Verfügung stehen.

## 2.4 Physiologische Messdaten – Quantified Self

Seit 2007 zielt die sogenannte “Quantified Self” Bewegung auf die Nutzung von Sensortechnologien für die Sammlung von Daten über spezielle Abläufe einer Person ab. Dies reicht von der Messung von konkreten physiologischen Parametern (Herzschlag, EKG, Hautleitfähigkeit, Körpertemperatur, etc.) bis hin zu abstrakteren Parametern wie physischer Performance und entsprechenden affektiven Auswirkungen, beispielsweise in Bezug auf den emotionalen Zustand. Die Quantified Self Bewegung wird von der rasanten Entwicklung von tragbaren Sensoren begünstigt, die die kontinuierliche Überwachung von körperlichen Zuständen und persönlichen Tätigkeiten ermöglichen (SWAN 2013).

Obwohl sich die meisten Personen der Quantified Self Bewegung anschließen, um eine Art „Selbstbewusstsein“, also ein Bewusstsein über ihren körperlichen Zustand durch Selbstüberwachung, zu erreichen (AYOBI ET AL. 2016), hat sie auch eine Sensibilisierung für die Möglichkeiten physiologischer Messgeräte in der Öffentlichkeit mit sich gebracht. Daraus resultierend ist die Vertrautheit der breiten Öffentlichkeit mit diesen Sensoren drastisch gestiegen. Das ist für die Geoinformatik-Forschung von besonderer Bedeutung, weil die meisten sensorbasierten Quantified Self Anwendungen explizit georeferenzierte Daten liefern und so einen neuen, noch größtenteils unerforschten Datenfundus bieten. Physiologische Messwerte, die von tragbaren Sensoren gemessen werden, können beispielsweise genutzt werden, um in naher Echtzeit Schlussfolgerungen in Bezug auf geografische Prozesse zu ziehen, indem „Events“ in Messungen entsprechend auf physische Orte und Umweltbedingungen abgebildet werden.

## 2.5 Mobilfunkdaten

Daten aus Mobilfunknetzwerken, wie z.B. Anrufe, SMS, Bewegungsrichtung oder -geschwindigkeiten stellen einen wertvollen Echtzeit-Datensatz dar, weil er je nach Größe des Anbieters repräsentativ für die gesamtgesellschaftliche Population ist (im Gegensatz zu Daten aus sozialen Netzwerken) und außerdem annähernd flächendeckend verfügbar ist.

Aktuelle Forschung in diesem Bereich beschäftigt sich mit der Analyse von raum-zeitlichen Mobilitätsmustern (CALABRESE ET AL. 2013; SAGL ET AL. 2012), der Modellierung von Kommunikationsflüssen zwischen Städten (KRINGS ET AL. 2009), der Erforschung von Mobilfunkdaten als Proxy für städtische Events und deren Bevölkerungsverteilung (FERRARI ET AL. 2012), der Abgrenzung von Einzugsgebieten von Krankenhäusern (RESCH ET AL. 2016), oder der Ableitung von sozialen und geografischen Zusammenhängen sowie der Stärke von sozialen Verbindungen (BLONDEL ET AL. 2010).

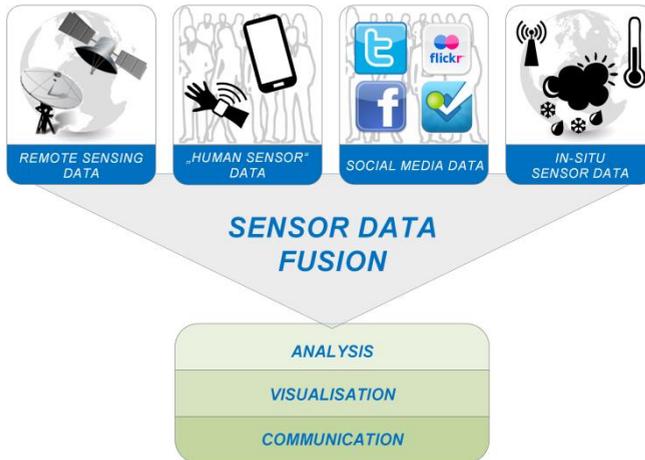
Herausforderungen in der Analyse von Mobilfunkdaten bestehen allerdings nach wie vor in Bezug auf räumliche Positionsgenauigkeit, Echtzeitfähigkeit der komplexen Analysemodelle, den Umgang mit Datenschutz und Wahrung der Privatsphäre, unregelmäßige Sampling-Intervalle (bedingt durch den eventbasierten Charakter des Datensatzes), und die Möglichkeit, Ergebnisse zu validieren, weil meist keine vergleichbaren Methoden und Studien existieren (CALABRESE ET AL. 2015).

### 3 Schlussfolgerung: Nutzergenerierte Daten in Echtzeit-Workflows

Wie in Abschnitt 2 dargestellt, sind nutzergenerierte Daten mittlerweile eine breit anerkannte und weitgehend hochqualitative Grundlage für die Unterstützung von Entscheidungen in einer Reihe von Anwendungsgebieten. Die Verwendung dieser Daten resultiert nicht nur in einer Erweiterung der für Analysen verwendeten Datenbasis, sondern eröffnet auch Einblicke und geografische Prozesse und Mensch-Umwelt-Interaktion. Dies gründet vor allem in der Ermöglichung von Echtzeit-Analysen, die etablierte post hoc-Mechanismen und Datensätzen nicht leisten können. Damit können geografische Prozesse also analysiert werden, während sie ablaufen und nicht erst rückblickend mit signifikanter zeitlicher Verzögerung. Dies löst teilweise eine der traditionellen Probleme in der Prozessanalyse, dass Daten nur zu einem bestimmten Zeitpunkt und niedriger zeitlicher Auflösung erfasst werden können, was für die Erforschung von hochfrequenten Prozessen nicht ausreichend ist.

Nichtsdestotrotz bestehen nach wie vor zahlreiche Forschungslücken in der Integration von nutzergenerierten Daten in zeitkritische Prozesse und Echtzeit-Workflows. Über diese Mängel in den folgenden Bereichen wurde hinreichend geschrieben: Zuverlässigkeit von nutzergenerierten Daten, Multidimensionalität und Unschärfe, Qualitätssicherungsmechanismen, semantische Aussagekraft von Mobilfunkdaten, Vertrauenswürdigkeit der Quellen, Wahrung der Privatsphäre und des Datenschutzes, rechtliche Rahmenbedingungen, Interoperabilität und Standardisierung, u.v.m.

Eine entscheidende Herausforderung besteht nach wie vor in der Entwicklung von generischen Methoden für die Kombination verschiedener Datenarten, z.B. aus Fernerkundungssensoren, menschlichen Sensoren, sozialen Medien und in situ-Sensoren (s. Abb. 4). Dies betrifft einerseits technische Problemstellungen (Kombination von Daten mit unterschiedlichen räumlichen und zeitlichen Auflösungen, Verschmelzung von Vektor- und Rasterdaten, etc.), andererseits aber auch die Verbindung von Methoden aus unterschiedlichen Domänen. Beispielsweise unterscheidet sich die Ermittlung der „Luftqualität“ mit in situ-Sensoren grundlegend von jener auf Basis von Fernerkundungsdaten. Obwohl die Aussagekraft der beiden Methodensätze äußerst heterogen ist, werden interdisziplinäre Ansätze zur Erhöhung der Ergebnisqualität auf Grund bestehender Dichotomien der wissenschaftlichen Communities und deren Ansätzen oft nicht verfolgt.



**Abb. 4:** Fusion von Daten aus verschiedenartigen Sensoren für Echtzeit-Entscheidungsunterstützung. (RESCH & BLASCHKE 2015)

Eine weitere wissenschaftliche Herausforderung der Verwendung von nutzergenerierten Daten liegt in der scheinbar trivialen Frage, ob realweltliche Prozesse von unterschiedlichen Beobachtern unterschiedlich empfunden und dargestellt werden. Zwei Personen, die einen Prozess beobachten, haben mit hoher Wahrscheinlichkeit unterschiedliche Wahrnehmungen auf Grund ihrer persönlichen Geschichte und Annahmen. Während GI-Systeme und Messgeräte mittlerweile technisch ausgereift sind, ist die Einbindung von nutzergenerierten Daten nach wie vor eine große Herausforderung. Derzeitige GI-Systeme und Analysemethoden benötigen exakte Daten bzgl. Lagegenauigkeit, Eindeutigkeit in der räumlichen Zuordnung, semantischer Bedeutung, Kategorisierung, etc.

Ein möglicher Ansatz, diese Problematik zu adressieren ist, eine gewisse „Fuzziness“, also eine bewusste Ungenauigkeit in Datenmodellen und -analysen zuzulassen, die zwar komplexere Methoden voraussetzt und Schlussfolgerungen möglicherweise weniger eindeutig macht, diese jedoch näher am eigentlich untersuchten Prozess ausgerichtet sind. Dies wiederum bedingt die Entwicklung von interdisziplinären Methoden, da die Geoinformatik zunehmend mit anderen Disziplinen verschimmt und Methoden borgt bzw. übernimmt. Eine erfolgreiche Generierung von innovativen Ansätzen kann somit nur an den Schnittstellen zwischen etablierten Forschungsgebieten stattfinden, was umfassende Kommunikation zwischen den einzelnen Disziplinen erfordert.

## Literatur

- AYOBI, A., MARSHALL, P. & COX, A. L. (2016), Reflections on 5 Years of Personal Informatics. In: Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, New York, New York, USA: ACM Press, 2774–2781. <https://doi.org/10.1145/2851581.2892406>
- BLEI, D. M., NG, A. Y. & JORDAN, M. I. (2003), Latent Dirichlet Allocation. The Jour-

- nal of Machine Learning Research, 3, 993–1022.
- BLONDEL, V., KRINGS, G., THOMAS, I. & OTHERS (2010), Regions and Borders of Mobile Telephony in Belgium and in the Brussels Metropolitan Zone. *Brussels Studies*.
- BURKE, J., ESTRIN, D. & HANSEN, M. (2006), Participatory Sensing. In: *ACM World Sensor Web Workshop*, ACM, .
- CALABRESE, F., DIAO, M., DI LORENZO, G., FERREIRA, J. & RATTI, C. (2013), Understanding Individual Mobility Patterns from Urban Sensing Data: A Mobile Phone Trace Example. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 26, 301–313.
- CALABRESE, F., FERRARI, L. & BLONDEL, V. D. (2015), Urban Sensing Using Mobile Phone Network Data: A Survey of Research. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 47(2), 25.
- FERRARI, L., MAMEI, M. & COLONNA, M. (2012), People Get Together on Special Events: Discovering Happenings in the City via Cell Network Analysis. In: *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*, 223–228.
- FORREST, B. (2010), Humans As Sensors | LBx Journal. .  
<http://www.lbxjournal.com/articles/humans-sensors/260057> (03/17/2015).
- GIRARDIN, F., CALABRESE, F., DAL FIORE, F., RATTI, C. & BLAT, J. (2008), Digital Footprinting: Uncovering Tourists with User-Generated Content. *IEEE Pervasive Computing*, 7(4), 36–43. <https://doi.org/10.1109/MPRV.2008.71>
- GOODCHILD, M. F. (2007), Citizens as Sensors: The World of Volunteered Geography. *GeoJournal*, 69(4), 211–221. <https://doi.org/10.1007/s10708-007-9111-y>
- HASAN, S., ZHAN, X. & UKKUSURI, S. V (2013), Understanding Urban Human Activity and Mobility Patterns Using Large-scale Location-based Data from Online Social Media. In: *Proceedings of the 2nd ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing*, 1–8.
- KRINGS, G., CALABRESE, F., RATTI, C. & BLONDEL, V. D. (2009), Urban Gravity: A Model for Inter-city Telecommunication Flows. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2009(7), L07003.
- PAULOS, E., HONICKY, R. & HOOKER, B. (2009), Citizen Science: Enabling Participatory Urbanism. In: M. FOTH (ED.), *Handbook of Research on Urban Informatics: The Practice and Promise of the Real-Time City*, IGI Global, 414–436. <https://doi.org/10.4018/978-1-60566-152-0>
- RESCH, B. (2013), People as Sensors and Collective Sensing - Contextual Observations Complementing Geo-Sensor Network Measurements. In: Krisp, J.M. (2013) *Lecture Notes in Geoinformation and Cartography - Progress in Location-Based Services*, DOI: 10.1007/978-3-642-34203-5\_22, 2013., Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 391–406.
- RESCH, B., ARIF, A., KRINGS, G., VANKEERBERGHEN, G. & BUEKENHOUT, M.

- (2016), Deriving Hospital Catchment Areas from Mobile Phone Data. In: GIScience 2016, Montréal, Canada, 264–267.
- RESCH, B. & BLASCHKE, T. (2015), Fusing Human and Technical Sensor Data: Concepts and Challenges. *ACM SIGSPATIAL Newsletter*, Special Issue on Geosensor Networks, 7(2), 29–35.
- RESCH, B., SUMMA, A., ZEILE, P. & STRUBE, M. (2016), Citizen-centric Urban Planning through Extracting Emotion Information from Twitter in an Interdisciplinary Space-Time-Linguistics Algorithm. *Urban Planning*, 1(2), 114–127. <https://doi.org/10.17645/up.v1i2.617>
- RESCH, B. & USLÄNDER, F. (under review), Combining Machine-learning Topic Models and Spatio-temporal Analysis of Social Media Data for Footprint and Damage Assessment caused by Natural Disasters. *Cartography and Geographic Information Science (CaGIS)*, pending(pending), pending.
- SAGL, G., LOIDL, M. & BEINAT, E. (2012), A Visual Analytics Approach for Extracting Spatio-Temporal Urban Mobility Information from Mobile Network Traffic. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 1(3), 256–271. <https://doi.org/10.3390/ijgi1030256>
- SNEHA, S. & VARSHNEY, U. (2009), Enabling Ubiquitous Patient Monitoring: Model, Decision Protocols, Opportunities and Challenges. *Decision Support Systems*, 46(3), 606–619. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2008.11.014>
- STEIGER, E., RESCH, B. & ZIPF, A. (2015), Exploration of Spatiotemporal and Semantic Clusters of Twitter Data Using Unsupervised Neural Networks. *International Journal of Geographical Information Science (IJGIS)*. <https://doi.org/10.1080/13658816.2015.1099658>
- SWAN, M. (2013), The Quantified Self: Fundamental Disruption in Big Data Science and Biological Discovery. *Big Data*, 1(2), 85–99. <https://doi.org/10.1089/big.2012.0002>