

Halten Sie die Augen nach einer Ladestation offen! – Die E-Ladestations-Infrastruktur in Deutschland: eine räumliche Analyse

Keep your Eyes on Electric Vehicle Charging Infrastructure: A Geospatial Analysis in Case of Germany

Sujit Kumar Sikder¹, Hendrik Herold¹, Gotthard Meinel¹

¹ Leibniz-Institut für ökologische Raumentwicklung e. V., Dresden · s.sikder@ioer.de

Zusammenfassung: Offene Daten und Technologien versprechen neben den traditionellen Datenquellen Potenziale zur Erfassung, der Analyse und dem Monitoring von Städten und Regionen. Dabei stellt sich die Frage, wie man die wachsende Palette von offenen Datenquellen für die künftige Infrastrukturplanung nutzbar machen kann. Ziel dieser Studie ist es, die räumliche Entwicklung der Ladeinfrastruktur für Elektrofahrzeuge (Electric Vehicle, EV) in Deutschland zu analysieren. Der hier verwendete explorativ-analytische Ansatz stellte die Erkenntnisse zur räumlichen Variabilität von Ladestationen (Electric Vehicle Charging Points, ECP) in Bezug zu Indikatoren der Verkehrsinfrastruktur auf verschiedenen räumlichen Verwaltungsebenen (Bundesländer, Raumordnungsregionen und Kreise) dar. Die benötigten Datensätze werden mithilfe der Open-Charger-Map(OCM)-API sowie offenen Geodatendiensten des IÖR-Monitors abgerufen. Zur Erstellung deskriptiver Statistiken, zur Extraktion räumlicher Muster und Klassifikationen und deren Darstellung in Karten und Grafiken werden offene und frei verfügbare analytische Softwarewerkzeuge eingesetzt. Im Ergebnis weisen Großstädte und Ballungsräume erwartungsgemäß die höchste Konzentration an ECPs auf. Die unterste Verwaltungseinheit (Kreise) zeigt eine relative hohe Variabilität sowohl in der visuellen als auch statistischen Analyse. Diese Untersuchung fokussiert dabei vor allem auf die physische Dimension der E-Mobilitätsinfrastruktur, weitere Studien sollten auch die dynamischeren angebots- und nachfrageseitigen Parameter integrieren.

Schlüsselwörter: E-Mobilität, EV-Ladeinfrastruktur, Raumanalyse, Offene Daten, IÖR-Monitor

Abstract: *The open data and technologies promise potentials for collecting and analyzing required insights besides traditional data sources in order to monitor smart development of our cities and regions. In fact, scientific literature related to spatial sciences often asks on how to navigate this growing array of open data sources for future infrastructure planning. In contrast, this study aims to analyze development of Electric Vehicle (EV) charging infrastructure in case of Germany. The explorative analytical approach depicted the insights of spatial variability of EV charging points (ECP) in relation to indicators of transportation infrastructure at different administrative levels. The required datasets are retrieved from Open charger map-API and open geospatial data services of IÖR-Monitor. The open/freely available software/analytical tools are appointed to extract descriptive statistics, spatial pattern, and classification that are presented with aid of map and graphics. Large cities and metropolitan area shows highest concentration of ECP. The lowest administrative unit, i. e. districts, can capture some degree of variability in both visual analytics and statistical facts. This article reported mostly on physical dimension of e-mobility infrastructure; however, further investigations can be integrated more dynamic supply and demand side parameters.*

Keywords: *E-mobility, EV charging infrastructure, spatial analysis, open data, IOER-Monitor*

1 Einleitung und Hintergrund

Die Integration von batteriebasierten Elektrofahrzeugen (Electric Vehicle, EV) hat sich zu einem Trend im Hinblick auf globale Umweltherausforderungen und der Sicherung einer ökologischen Entwicklung von Städten und Regionen entwickelt. In den letzten Jahren haben viele Industrieländer die Verbreitung von EV bereits als Schlüsselfaktor für zukünftige Entwicklungsmöglichkeiten im Zusammenhang mit Smart Grid, digitaler Infrastruktur und grünen Arbeitsplätzen erkannt (Wagner, et al., 2014; Wirges, et al., 2012). So hat sich die Bundesregierung Deutschland bereits 2009 die Einführung von 1 Million EV auf deutschen Straßen bis 2020 zum Ziel gesetzt (BBD, 2009). Nach Setzung dieses Ziels stiegen die EV-Verkäufe bereits um 4,5 % gegenüber den 3,35 Millionen Fahrzeugneuzulassungen im Jahr 2015 (ACEA, 2016; NPE, 2015). Allerdings ist der Trend zur Einführung von EV durch die zur Verfügung stehende und zugängliche Ladeinfrastruktur, die auch den Benutzungskomfort im Vergleich zu herkömmlichen Tankstellen erfüllen, begrenzt. Die EV-Ladeinfrastrukturplanung erfolgt in zwei Phasen: (i) die öffentliche Demonstration (Advocacy, kurzfristig orientiert) und (ii) der kommerzielle Betrieb (ausgereiftes System, langfristig orientiert). Daher sollten für die Infrastrukturplanung beide Szenarien untersucht werden (Gao & Guo, 2013). Die internationalen Erfahrungen, die Vision einer optimalen Bereitstellung von EV-Infrastruktur ist stark abhängig von den lokalen Rahmenbedingungen – einschließlich Standort, Verhalten, Qualität der Infrastruktur, Ressourcenpotenzial und Governance (Friedl, 2017; Scherf & Wolter, 2017). Tatsächlich stehen Raumplaner vor neuen Herausforderungen, um die EV-Ladeinfrastruktur für Städte und Regionen zu planen (Wirges et al., 2012). Die Standortwahl ist daher immer häufiger in Diskussionen in der Literatur zur Infrastrukturplanung zu finden, auch hat der Bereich der EV-Ladeinfrastruktur häufig bereits Modellierungs- und Simulationsansätze übernommen (vgl. Asadzadeh, et al., 2014; ElBanhawy, et al., 2013). Bisher scheint das Problem der Verortung und Dimensionierung der EV-Infrastruktur einfach lösbar zu sein: „Nur eine Ladeeinrichtung in jeder Tankstelle installieren“ (Lam, et al., 2014).

In der Realität muss Planung hier anpassungsfähiger sein. Durch die verteilte Art der ressourcenbeschränkten Umgebung und die dynamischen Eigenschaften, erfordern EV im Gegensatz zu unserem traditionellen Mobilitätssystem und elektrischen Netz neue Verhaltensregeln (Hess et al., 2012; Jia, et al., 2012). Für das Landnutzungsmanagement wird eine Reihe von neuen Planungsregelungen erforderlich sein. Tatsächlich bleibt der Public Point of Interest (POI) – dort wo die höchste Auslastung der Ladepunkte erwartet wird – ein Schwerpunkt in der Raumordnung (GRCC, 2016; NPE, 2015). Auch die derzeitige Verkehrsinfrastruktur, einschließlich der Komponenten des Straßenverkehrsmodells, muss großen Belastungen standhalten, aber die aktuelle Forschung konzentriert sich nur begrenzt auf das Straßennetz, den Verkehrsfluss, die Struktur und die Kapazitätsengpässe des Verteilungsnetzes (Shao-yun, et al., 2012; Soyulu et al., 2016).

Offene Daten versprechen eine Reihe von Vorteilen für die Unterstützung der Entwicklung von Smart Cities und Regionen, insbesondere im Hinblick auf den Monitoringbedarf der EV-Ladeinfrastruktur und zeigen wichtige Erkenntnisse für die strategische Planung auf. Solche Fortschritte können bei der Analyse von Informationen als Ergänzung zu traditionellen Datenquellen und analytischen Ansätzen für die Raumwissenschaften und die Praxis helfen (Bill, et al., 2018; Chakraborty, et al., 2015; Sikder, 2017). Trotz aller Fortschritte gibt es wenig Unterstützung für die Planung, wie mit dieser wachsenden Zahl von Datenquellen umgegangen werden soll und wie die notwendigen Fähigkeiten erworben werden können,

um diese Daten angemessen zu nutzen. Dieser Artikel versucht, einen Teil dieser Lücke in Bezug auf die EV-Ladeinfrastruktur zu schließen. Der Beitrag analysiert das räumliche Muster der bestehenden Elektrofahrzeug-Ladestationen (ECP) in Deutschland. Geleitet wird die Analyse von der Fragestellung, welche räumlichen Muster der ECP sich in Bezug auf verkehrsrelevante Indikatoren der Siedlungsstruktur ergeben. Die Analyse umfasst verschiedene Verwaltungsebenen, das heißt Bundesländer, Raumordnungsregionen und Kreise.

Aktuelle Studien zeigen mehrere Open-Source-Angebote für ECP-Daten (z. B. OCM, OSM). Diese Daten werden fast ausschließlich von EV-Nutzern zur Verfügung gestellt und können als frei verfügbare Volunteered Geographic Information (VGI) betrachtet werden. Dieser offene und freie Datensatz musste jedoch für diese Studie angepasst und weiterverarbeitet werden. Der Beitrag fokussiert zunächst nur auf den Ortsbezug der ECP (Geolocations). Die räumlichen Kontexte der Ladestationsorte werden mithilfe verschiedener Verkehrsindikatoren des Monitors der Siedlungs- und Freiraumentwicklung (IÖR-Monitor) analysiert. Der Artikel beschreibt zunächst den Umfang der EV-Ladeinfrastruktur mit einer kurzen Einführung in den raumplanerischen Kontext in Kombination mit offenen Daten und anderen offiziellen Geodatendiensten. Im Abschnitt 2 werden Methoden und Daten mit einer Beschreibung der Indikatoren behandelt, gefolgt von der Datenvorverarbeitung und der Analyse. Abschnitt 3 präsentiert die Ergebnisse und die Diskussion der wichtigsten Ergebnisse mit unterstützenden Statistiken und Visualisierungen. Abschließend werden die wichtigsten Erkenntnisse und Restriktionen beschrieben sowie weiterer Forschungsbedarf aufgezeigt.

2 Verwendete Daten und Methodik

2.1 Datenverfügbarkeit und Lizenzen

Es gibt zwei Faktoren, die in Studien zur EV-Ladeinfrastruktur verwendet werden: (i) räumliches Muster der physischen Infrastruktur und (ii) mehrdimensionale sozioökonomische Faktoren (Namdeo, et al., 2014). Diese Studie konzentrierte sich auf die erste Gruppe von Faktoren, die in Tabelle 1 vorgestellt werden.

VGI können als ergänzende Informationsquelle zu offiziellen Geodatensätzen betrachtet werden (Hecht et al., 2013). Die Open-Charger-Map(OCM)-API (<https://openchargemap.org/site/develop/api>) ist eine der weltweit am schnellsten wachsenden VGI-Quellen für ECP. Die POI können in verschiedenen Formaten (JSON, KML) und nutzerdefinierten Parametern (country code, number limit, complexity) bezogen werden. Es wird ein gut dokumentierter Guide mit allen Parameterbeschreibungen, wie z. B. Lokalisierungsdaten (address id, post code, usw.), angeboten. Neben den Geolokalisierungsattributen, werden auch weitere angeboten: Angaben zur Datenqualität, der Check-In-Status des ECP und Kommentare der Fahrer. In dieser Studie werden jedoch nur die Geolokalisierungen der ECP verwendet. Die API ist offen und kann unter der Lizenz von Attribution-ShareAlike 4.0 International (CC BY-SA 4.0) verwendet werden. Der IÖR-Monitor ist eine Geodateninfrastruktur (GDI) in Deutschland und bietet insgesamt 76 Indikatoren im Themenbereich Siedlungs- und Freiraumentwicklung auf verschiedenen räumlichen Verwaltungsebenen (Bundesländer, Raumordnungsregion, Kreise und Städte). Der IÖR-Monitor bietet WFS-Dienste aller auf Basis amtlicher Datensätze (z. B. ATKIS Basis-DLM, DESTATIS) berechneter Indikatoren, die auf diese Weise problemlos in ArcGIS bzw. QGIS-Umgebungen integriert werden können

(Krüger, et al., 2013). In Bezug auf das Thema Verkehrsinfrastruktur und Landnutzung sind bereits zehn Indikatoren verfügbar. Die Beschreibung von verkehrsbezogenen Indikatoren des IÖR-Monitors sind bereits verfügbar (<http://www.ioer-monitor.de/indikatoren/verkehr/>). Diese Daten stehen Open Access unter der Geodaten- und -dienste-Lizenz des IÖR-Monitors.

Tabelle 1: Überblick der verwendeten Datensätze und Indikatoren

Indikator	Beschrieben	Quelle
ECP	Anzahl der E-Ladestationspunkte	API: https://api.openchargemap.io/v2/poi/
FND	Fahrtwegendichte in Gebietsfläche	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V29DG
GND	Gesamtkraftverkehrsnetzichte in Gebietsfläche	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V30DG
SND	Schienenetzichte in Gebietsfläche	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V04DG
STND	Straßennetzichte in Gebietsfläche	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V03DG
STNDS	Straßennetzichte im Siedlungsraum	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V03DT
SVF	Anteil Straßenverkehrsfläche an Gebietsfläche	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V02RG
SVFSuV	Anteil Straßenverkehrsfläche an Siedlungs- und Verkehrsfläche	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V02RT
VF	Anteil Verkehrsfläche an Gebietsfläche	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V05DT
VFSuV	Anteil Verkehrsfläche an Siedlungs- und Verkehrsfläche	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V01RT
VFND	Verkehrsflächenennutzungsdichte	WFS: http://maps.ioer.de/cgi-bin/wfs?map=V05DT

Quelle: Autor, IÖR-Monitor und OCM

2.2 Datenvorverarbeitung

Erstes Ziel ist es, zunächst einen einheitlichen Datensatz aller elf Indikatoren für drei Verwaltungsebenen Deutschlands (Bundesländer, Raumordnungsregion und Kreise) zu erstellen. Zum einen können alle 10 verkehrsbezogenen Indikatoren des IÖR-Monitors als WFS-Dienste mit den Optionen für administrativen Umfang und der zeitlichen Variabilität abgerufen werden. Die physischen Merkmale und Attribute umfassen außerdem den ID-Schlüssel, den Indikatorwert und die Datenqualität. Um die Vollständigkeit und Aktualität der Daten zu gewährleisten, wurden die Indikatoren aus dem Jahr 2016 verwendet.

Zweitens wurde der ECP-Datensatz mithilfe der Open Charger Map (OCM) API im JSON-Format abgerufen (die Roh-API-Abfrage für Deutschland ergab 10.488 Datensätze am 16. März 2018). Dieser wurde geprüft und zu einem CSV vereinfacht. Diese Daten wurden als georeferenzierte Punktvektorebene importiert, um sie mit den IÖR-Monitor-Indikatoren zu kombinieren. Nach einem ersten Blick auf den ECP-Datensatz befinden sich 10.476 EV-

Ladestationen vollständig in Deutschland, zwölf ECP waren außerhalb Deutschlands inkorrekt erfasst. Es existiert ein Datenqualitätsfeld mit drei Kategorien, wobei rund 86 % unter die erste Kategorie fallen. Der gesamte Datensatz wurde über die Datenqualität hinaus betrachtet. Es zeigte sich, dass der auf den Attributfeldern basierende Ansatz für die Aggregation von ECP für jede geographische Einheit eine höhere Unsicherheit aufweist. Diese beziehen sich auf fehlende Wertfelder im Datensatz. Beispielsweise könnte der Bundesland/Kreis „NAME“ oder „ID“ als primärer Schlüssel infrage kommen, leidet aber unter Inkonsistenz und Unvollständigkeit. Ein Grund dafür ist, dass die von den Benutzern freiwillig generierten Geoinformationen keine einheitlichen offiziellen Namen oder ID sowie fehlende Werte enthalten. Daher wurde das Raumanalyse-Tool (Punkt zu Polygon) eingesetzt, um die absolute Anzahl innerhalb jeder Verwaltungseinheit (BLD, ROR, Kreis) in Bezug auf ihre räumliche Lage zu schätzen, wobei davon ausgegangen wurde, dass alle Punkte vollständig in den Zielpolygonen enthalten sind. Die landesweite Karte der EV-Ladeinfrastruktur (NPE, 2015, p. 8) unterstützt eine visuelle Validierung unseres gesammelten ECP-Datensatzes von VGI (d. h. OCM).

Im nächsten Abschnitt werden die wichtigsten Erkenntnisse in Form von deskriptiver Statistik, Musteranalyse, Korrelationsanalyse und unüberwachter Klassifikation mithilfe von Karten und Grafiken dargestellt. Zum Einsatz kommen offene und frei verfügbare Software und Analysetools wie QGIS, GeoDa und R.

3 Ergebnisse und Diskussion

Für die Darstellung der räumlichen Dimensionen der EV-Ladeinfrastruktur in Deutschland wurde ein explorativer Ansatz gewählt. Das analytische Ziel ist es, die Variabilität zwischen den ECP und den zehn verkehrsbezogenen Variablen des IÖR-Monitors darzustellen.

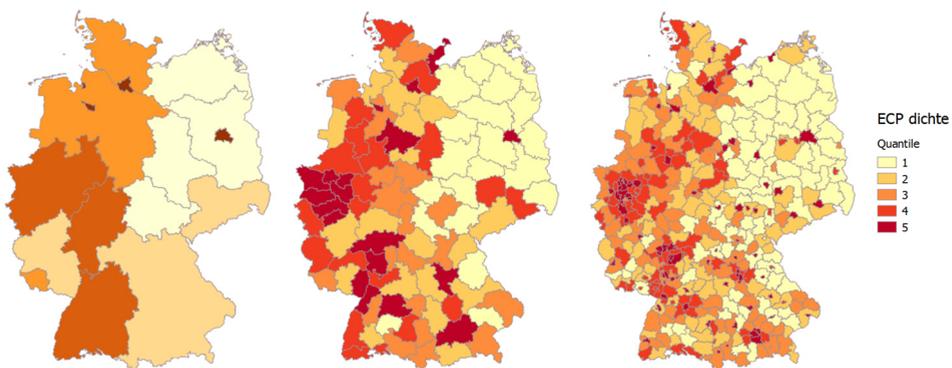


Abb. 1: Choroplethenkarten mit quantiler Klassenbesetzung für Bundesländer: BLD (links), Raumordnungsregionen: ROR (Mitte), Kreise: KRS (rechts); Klassen gemäß quantiler Verteilung (Geodaten: VG25 © GeoBasis-DE/BKG, 2015; Statistik: IÖR-Monitor, OCM, Karte: S. Sikder, © IÖR 2018)

Die Choroplethenkarten zeigen das räumliche Verteilungsmuster (Quantil) der aggregierten ECP in drei verschiedenen Maßstabsebenen (Abb. 1). Innerhalb der Flächenländer liegen Nordrhein-Westfalen (NRW), Hessen und Baden-Württemberg weiterhin an der Spitze (1290-1851 ECP); die funktionale Siedlungsstruktur (städtisch, ländlich) im Verhältnis zu den EV-Ladeinfrastrukturen ist jedoch schwer zu identifizieren. Diejenigen Raumordnungsregionen weisen die höchste Konzentration (164 bis 509 ECP) von EV-Ladestationen auf, die meist mit den großen Ballungsräumen (z. B. Frankfurt, München) zusammenfallen. Ein möglichst umfassendes räumliches Muster kann auf Ebene der Kreise dargestellt werden, wobei die höchste Konzentration von ECP über 38 und die niedrigste Konzentration unter 8 liegt.

Abbildung 1 zeigt nur die absolute Anzahl der jeweiligen EV-Ladepunkte; im Falle von Dichtefaktoren kann das Gebiet jedoch einen großen Einfluss auf die Verteilung der räumlichen Muster haben. Tatsächlich muss der Zusammenhang zwischen dem physischen Bereich und dem ECP weiter untersucht werden.

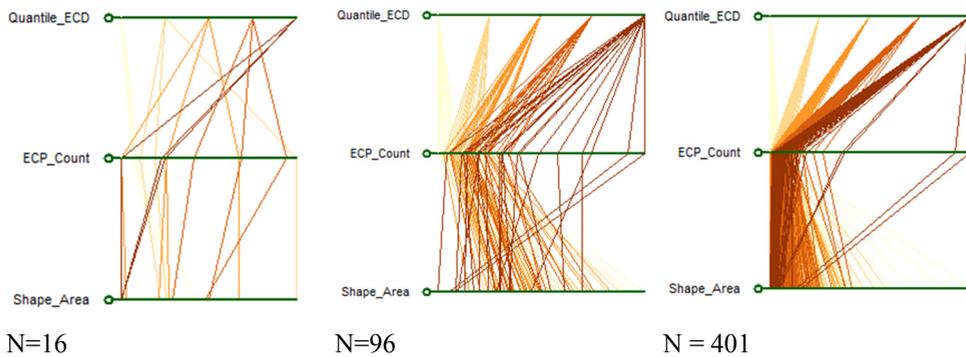


Abb. 2: Die Parallel Conditional Plots zeigen den Bezug zur Fläche für Bundesländer: BLD (links), Raumordnungsregionen: ROR (Mitte), Kreise: KRS (rechts) (Quelle: Autor, Berechnung mit der Datengrundlage des IÖR-Monitors und OCM)

Abbildung 2 zeigt vergleichende Variationen mittels Parallel Conditional Plots anhand gleicher Kategorien wie in den Choroplethenkarten. Sowohl die BLD- als auch die ROR-Ebene unterscheidet sich im das oberste Quantil (dunkelrot) stark von der KRS-Ebene, wobei die Fläche eine nur schwache Beziehung zur ECP-Anzahl zeigt.

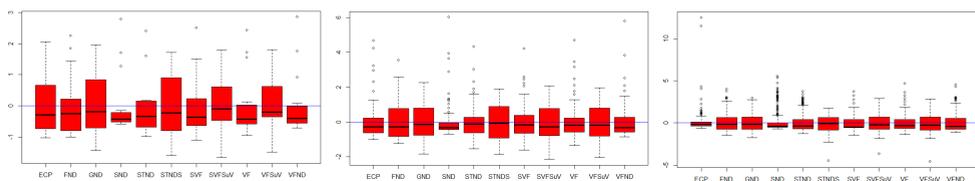


Abb. 3: Boxplots mit den Verteilungsmustern der Beobachtungen für Bundesländer: BLD (links), Raumordnungsregionen: ROR (Mitte), Kreise: KRS (rechts) (Quelle: Autor Berechnung mit der Datengrundlage des IÖR-Monitors und OCM)

Abbildung 3 zeigt die Gesamtmuster der Indikatoren im Quartil für einen festen Vergleich unter verschiedenen Einheiten von Indikatorwerten. Die Ausreißer können innerhalb der Beobachtung leicht identifiziert werden. Bei BLD sind keine Ausreißer in ECD vorhanden, jedoch auf der ROR- und KRS-Ebene. Die Verteilung von SND liegt ebenfalls unterhalb des Medians (blaue Linie), erhöht sich aber bei KRS mit vielen Outlinern.

Die Ergebnisse des Paarvergleichs werden für alle Verwaltungsebenen zusammengefasst (Pearson-Korrelationskoeffizienten, Tabelle 2). Für BLD kann eine negative Korrelation zwischen EV-Ladepunkten (ECP) und SND, STND, SVF und VF beobachtet werden, aber es bestehen starke positive Korrelationen zu FNF und SVFuV. Die meisten Korrelationen werden auf ROR-Ebene mit Ausnahme von SVFSuV positiv bewertet; die Gesamtergebnisse folgen in gewisser Weise einem entgegengesetzten Szenario im Vergleich zu BLD. Auf Kreisebene werden die negativen Korrelationen zu FND, STNDS, SVFSuV und VFSuV umcodiert; in einer ganzen Reihe von Indikatoren zeigt sich jedoch eine schwächere Korrelation.

Tabelle 2: Korrelationsanalyse (Quelle: Autor Berechnung mit Datengrundlage des IÖR-Monitors und OCM)

Ebene	Korrelation Koeffizient, ECP zu Verkehrs Indikatoren des IÖR-Monitor folgende:									
	FND	GND	SND	STND	STNDS	SVF	SVFSuV	VF	VFSuV	VFND
BLD	0.60	0.21	-0.19	-0.05	0.49	-0.004	0.55	-0.08	0.51	-0.12
ROR	0.006	0.43	0.61	0.63	0.05	0.60	-0.23	0.65	0.20	0.74
Kreis	-0.01	0.16	0.28	0.18	-0.07	0.21	-0.13	0.24	-0.09	0.33

Die Korrelationsanalyse betrachtete ECP als einen abhängigen Indikator und versucht, eine Antwort von anderen Indikatoren zu finden, die als ein kontrollierter Modellierungsansatz betrachtet werden kann. Auf dieser Ebene kann eine unüberwachte hierarchische Clustering-basierte Klassifikation helfen, robuste Indikatoren zur Erklärung der ECP-Verteilung in verschiedenen Verwaltungsbereichen zu identifizieren.

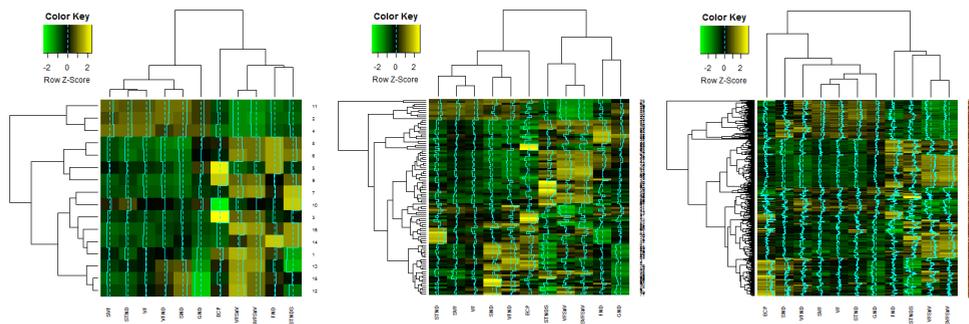


Abb. 4: Hierarchische Clusteranalyse für Bundesländer: BLD (links), Raumordnungsregionen: ROR (Mitte), Kreise: KRS (rechts) (Quelle: Autor, Berechnung mit den Datengrundlagen des IÖR-Monitors und OCM)

Abbildung 4 zeigt die Ergebnisse des hierarchischen Clusterings, bei dem alle elf Indikatoren als unabhängig betrachtet werden. Der Farbschlüssel und das Dendrogramm zeigen relevante Cluster der Beobachtungen und Indikatoren. Die Höhe und die Verbindungen des Dendrogramms zeigen die Homogenität innerhalb einer Gruppe von Indikatoren an.

Sowohl auf BLD- als auch auf ROR-Ebene können die Indikatoren in zwei Gruppen eingeteilt werden (Anzahl der Indikatoren 6 bzw. 5), aber bei KRS-Gruppen wurde die Anzahl der Indikatoren auf 7 bzw. 4 erhöht. Tatsächlich verändern die Indikatoren auch die Gruppen und die Position; ein Grund dafür kann BLD sein und ROR leidet an innerregionaler Variabilität.

Zur Überprüfung der Validität und Robustheit von prädiktiven Indikatoren des IÖR-Monitors, führen wir für jede Indikatorengruppe (Gruppe-1: GND, SND, SVF, STND, VF, VFND; Gruppe-2: FND, STNDS, VFSuV, SVFSuV) eine OLS-Regression zur Reaktion auf die ECP-Verteilung auf Kreisebene durch. Das für Gruppe 1 passende Modell zeigt signifikante Werte (R^2 : 0,21 F: 17,12) im Vergleich zu Gruppe 2 (R^2 : 0,02, F: 2,95). Potenzial für weitere Optimierungen sind die Variablenauswahl, die Modellauswahl oder die Prüfung der Stationarität, die Wirkung relevanter Prädiktorvariablen kann jedoch im Vergleich wesentlich höher sein.

Die Verteilung der ECP auf die Kreistypen (Klein-, Mittel-, Großstädte und Metropolen) wird in einem Dichtediagramm dargestellt (Abb. 5). Es gibt einen Überblick über die funktionalen Dimensionen von Siedlungsstrukturen. Metropolen wie Berlin und Hamburg weisen eine sehr hohe ECP-Dichte auf (bis zu 500). Einige der mittleren und großen Städte weisen ebenfalls eine gewisse Variabilität in der Dichteverteilung auf.

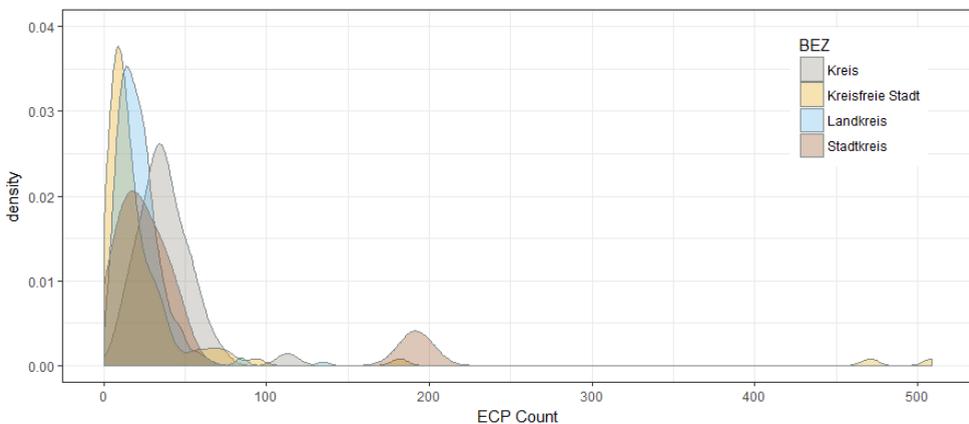


Abb. 5: Dichteplot für ECP nach Kreistypen (Quelle: Autor, Berechnung mit der Datengrundlage des IÖR-Monitors und OCM)

Die räumliche Assoziation von ECP auf Kreisebene ist ausgeschlossen, da die geschätzte Autokorrelationsstatistik eine sehr schwache und wenig signifikante Clusterbeobachtung zeigt (Moran's I: -0.008 , mit dem gewichteten Parameter von Queen Contiguity – Ordnung 2). Dies kann jedoch weiter qualifiziert werden (z. B. Gewichtsfunktion, Eigenvektoranalyse), auch über den Kreis hinaus, aber die Integration von mehr Prädiktorvariablen sollte Priorität haben, indem andere Dimensionen der EV-Ladeinfrastruktur, wie sozioökonomische und dynamische Transportsysteme einbezogen werden.

4 Schlussfolgerungen und Ausblick

E-Mobilität hat sich zu einem beliebten Thema im Zusammenhang mit einer nachhaltigen und intelligenten Verkehrsentwicklung für Städte und Regionen entwickelt. Offene Daten zeigen ein großes Potenzial für die Unterstützung des Entwicklungsprozesses der benötigten E-Mobilitätsinfrastruktur. Im Rahmen dieser Untersuchung wurde eine räumliche Analyse der ECP-Verteilung in Deutschland durchgeführt. Es wurden die erklärenden Indikatoren der Verkehrsinfrastruktur untersucht, um die Variabilität von ECP auf mehreren Verwaltungsebenen zu konzeptualisieren.

Die Ergebnisse können wie folgt zusammengefasst werden:

- Innerhalb der Flächenländer gibt es die höchste Dichte von EV-Ladestationen in Nordrhein-Westfalen (NRW), Hessen und Baden-Württemberg. Großstädte und Ballungsräume (z. B. Berlin, Frankfurt, Hamburg, München und Stuttgart) weisen erwartungsgemäß die höchste Konzentration von ECP auf und treten als Ausreißer in Beobachtungen auf.
- Die untere Verwaltungseinheit (d. h. die Kreisebene) zeigt sowohl in der visuellen als auch in der statistischen Analytik eine gewisse Variabilität; die Ergebnisse könnten jedoch bei höherer Aktualisierungsrate des Indikatorwertes weiter verbessert werden (z. B. liegt die Aufnahme der Geobasisdaten für die IÖR-Monitor-Indikatoren zwischen 2012 und 2016).
- Die EV-Ladepunkt-API der offenen Ladekarte ist eine schnell wachsende, flexible, gut dokumentierte, aktive Plattform; allerdings muss die Datenqualität noch tiefer gehender geprüft werden (ggf. inkorrekte Geolokalisierung und Unvollständigkeit).

Dieser Artikel fokussiert auf die Geolokationen der ECP sowie die verkehrsbezogenen, physischen Indikatoren. Weiterführende Untersuchungen sollten weitere Indikatoren einbeziehen, beispielsweise hinsichtlich des Angebotes (das heißt Ladefrequenz, Kosten, Zugang, Stromnetz) sowie der Nachfrage (d. h. Arbeitsplatzdichte, Autobesitz). Die Sensibilität für Datenqualitäten und Unsicherheiten sollte durch Ansätze wie Datenfusion und die Minimierung der Zeitspannen („time lags“) zwischen offenen und amtlichen Datensätzen adressiert werden.

Literatur

- ACEA (2016). *New Passenger Car Registrations by Alternative Fuel Type in the European Union* [Press release]. Retrieved from <https://bit.ly/2ILfUJz#>.
- Asadzadeh, A., Sikder, S. K., Mahmoudi, F., & Kötter, T. (2014). Assessing Site Selection of New Towns Using TOPSIS Method under Entropy Logic: A Case study: New Towns of Tehran Metropolitan Region (TMR). *Environmental Management and Sustainable Development*, 3(1), 123. doi: <https://doi.org/10.5296/emsd.v3i1.4874>.
- BBD (2009). *Nationaler Entwicklungsplan Elektromobilität der Bundesregierung*, 2009.
- Bill, R., Lorenzen-Zabel, A., & Hinz, M. (2018). Offene Daten für Lehre und Forschung in raumbezogenen Studiengängen – OpenGeoEdu. , (1), 32–44.

- Chakraborty, A., Wilson, B., Sarraf, S., & Jana, A. (2015). Open data for informal settlements: Toward a user's guide for urban managers and planners. *Journal of Urban Management*, 4(2), 74–91. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jum.2015.12.001>.
- ElBanhawy, E., Dalton, R., & Nassar, K. (2013). Integrating space-syntax and discrete-event simulation for e-mobility analysis. In: *AEI 2013: Building Solutions for Architectural Engineering* (pp. 934–945).
- GRCC (2016). Genesee Region Electric Vehicle Charging Station Plan. Retrieved from <https://bit.ly/2ED8HZw>.
- Hecht, R., Kunze, C., & Hahmann, S. (2013). Measuring Completeness of Building Footprints in OpenStreetMap over Space and Time. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2(4), 1066–1091. doi:10.3390/ijgi2041066.
- Hess, A., Malandrino, F., Reinhardt, M. B., Casetti, C., Hummel, K. A., & Barceló-Ordinas, J. M. (2012). Optimal deployment of charging stations for electric vehicular networks. Paper presented at the *Proceedings of the first workshop on Urban networking*.
- Jia, L., Hu, Z., Song, Y., & Luo, Z. (2012). Optimal siting and sizing of electric vehicle charging stations. Paper presented at the *Electric Vehicle Conference (IEVC)*, 2012 IEEE International.
- Krüger, T., Meinel, G., & Schumacher, U. (2013). Land-use monitoring by topographic data analysis. *Cartography and Geographic Information Science*, 40(3), 220–228. doi:10.1080/15230406.2013.809232.
- Lam, A. Y., Leung, Y.-W., & Chu, X. (2014). Electric vehicle charging station placement: Formulation, complexity, and solutions. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(6), 2846–2856. doi:10.1109/TSG.2014.2344684.
- NPE (2015). *Charging Infrastructure for Electric Vehicles in Germany*. Retrieved from <https://bit.ly/2mURRMO>.
- OCM (2018). *The Open Charger Map API (OCM)*. Retrieved from <https://openchargemap.org/site/develop/api>.
- Shao-yun, G., Liang, F., Hong, L., & Long, W. (2012). The planning of electric vehicle charging stations in the urban area. Paper presented at the *Electric & Mechanical Engineering and Information Technology (EMEIT) Conference*.
- Sikder, S. K. (2017). Exploring Urban Structure to Approach Energy Optimization. *Schriftenreihe des Instituts für Geodäsie und Geoinformation* (57).
- Soylu, T., Anderson, J. E., Böttcher, N., Weiß, C., Chlond, B., & Kuhnimhof, T. (2016). Building Up Demand-Oriented Charging Infrastructure for Electric Vehicles in Germany. *Transportation Research Procedia*, 19, 187–198.