



Geographische Muster in der Musiklandschaft Deutschlands -
Eine GIS-basierte Analyse am Beispiel der Streamingplattform Spotify

Bachelorarbeit

zur Erlangung des akademischen Grades Bachelor of Science
am geographischen Institut der Universität zu Köln

Vorgelegt von: Ben Luca Buchenau

Studiengang: Geographie, Bachelor of Science

Matrikelnummer: 7308781

Eingereicht am: 07.11.2019

Eingereicht bei: Dr. Veronika Selbach (Erstprüferin)
Dr. Christian Willmes (Zweitprüfer)

Inhaltsverzeichnis

Darstellungsverzeichnis	ii
Abkürzungsverzeichnis.....	iii
1. Einleitung	1
1.1 Die Relevanz der Musik aus geographischer Sicht.....	1
1.2 Streaming als neue Form des Musikkonsums	2
2. Stand der Forschung	4
3. Zielsetzung und Fragestellung	8
4. Methodik	9
4.1 Datensatz	9
4.2 Datenerhebung	10
4.3 Notwendigkeit einer Genreklassifikation.....	13
4.4 Wahl der Genreklassifikation.....	14
4.5 Klassifikationsmethode.....	17
4.5.1 Abgrenzungs-/ Zuordnungsproblematik.....	17
4.5.2 Annahmen der Klassifikationsmethode	18
4.6 Datenvisualisierung	20
4.7 Datenauswertung	23
5. Ergebnisse der empirischen Analyse.....	25
5.1 Geographische Muster der Musikdaten.....	25
5.1.1 Genres	25
5.1.2 Songparameter	29
5.2 Vergleich von Musik- und BBSR-Raumdaten.....	30
5.2.1 Stadtgeographische und sozioökonomische Einordnung	31
5.2.2 Sozialgeographische Einordnung.....	36
5.2.3 Statistische Signifikanz.....	39
5.3 Weitere Ergebnisse	41
6. Diskussion.....	43
7. Schlussteil	55
7.1 Fazit.....	55
7.2 Ausblick auf zukünftige Forschungsansätze	56
Literaturverzeichnis.....	57
Quellenverzeichnis.....	61
Anhang.....	I

Darstellungsverzeichnis

Abbildungen

Abb. 1 EveryNoise als Datengrundlage für Genrebezeichnungen und Songparameter	11
Abb. 2 Die sechs Songparameter im Überblick.....	12
Abb. 3 Schlagwortwolke aller 157 ursprünglichen Genrebezeichnungen von EveryNoise	14
Abb. 4 Genreklassifikation der Analyse	16
Abb. 5 Technischer Workflow der vier Datenflüsse im QGIS-Projekt.....	21
Abb. 6 Voronoi-Interpolation der Punktdaten auf die gesamte Fläche Deutschlands	23
Abb. 7 Anzahl der Kategorien als meistgehörtes Genre in einer Stadt.....	25
Abb. 8 Anteil der 11 Genrekategorien am gesamten Datensatz	25
Abb. 9 Kartierung der meistgehörten Genres in einer Stadt	26
Abb. 10 Verteilung der häufigen Genrekategorien nach Bevölkerungszahl	31
Abb. 11 Verteilung der seltenen Genrekategorien nach Bevölkerungszahl.....	32
Abb. 12 Verteilung der Songparameter nach Bevölkerungszahl.....	32
Abb. 13 Genres, Parameter und Verdichtungsraum	33
Abb. 14 Genres, Songparameter und Bevölkerungsentwicklung.....	34
Abb. 15 Durchschnittliche Häufigkeit der Genres und BIP/Kopf.....	35
Abb. 16 Genres nach Studierendenanteil	37
Abb. 17 Genres nach Arbeitslosenquote	37
Abb. 18 Kartierung der sechs musikspezifischen Regionen in Deutschland	39
Abb. 19 Boxplot ausgewählter statistischer Signifikanztests	40
Abb. 20 Kartierung der kulturell geprägten Bezeichnungen im Datensatz.....	42
Abb. 21 Verteilung des Datensatzes auf die 16 Bundesländer	45
Abb. 22 Verhältnis zwischen Datendichte und Einwohnerzahl	46
Abb. 23 Verhältnis zwischen Popularität und Bevölkerungszahl der Städte	52
Abb. 24 Verhältnis zwischen Popularität und Bevölkerungszahl - 50 kleinste Städte	52

Tabellen

Tab. 1 Songparameter in den vier Einkommensklassen.....	36
Tab. 2 Charakterisierung der sechs musikspezifischen Regionen in Deutschland	38
Tab. 3 Charakterisierung der Ergebnisse aus den drei Einzelanalysen.....	41

Abkürzungsverzeichnis

AWA – Allensbacher Markt- und Werbeträgeranalyse

BBSR – Bundesinstitut für Bau-, Sozial- und Raumforschung

BDKV – Bundesverband der Konzert- und Veranstaltungswirtschaft

BKG – Bundesamt für Kartographie und Geodäsie

BVMI - Bundesverband Musikindustrie e.V.

CHE – Centrum für Hochschulentwicklung gGmbH

CSV – Comma-separated Values (Dateiformat für Textdateien)

DGfG – Deutsche Gesellschaft für Geographie e.V.

DIW – Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung e.V.

DSGVO – Datenschutzgrundverordnung der Europäischen Union

FOSS – Free and Open Source Software

HTML – Hypertext Markup Language

IDW – Inverse Distance Weighting / Inverse Distanzgewichtung

IFPI – International Federation of the Phonographic Industry

LTE – Long Term Evolution

MIR – Music Information Retrieval

MIZ – Deutsches Musikinformationszentrum

MKRO – Ministerkonferenz für Raumordnung

SHP – Shapefile (Dateiformat für Vektordaten)

TIN – Triangulated Irregular Network / Unregelmäßiges Dreiecksnetz

URI – Uniform Resource Identifier

URL – Uniform Resource Locator

Wi-Fi – Wireless Fidelity

WMS – Web Mapping Service

1. Einleitung

1.1 Die Relevanz der Musik aus geographischer Sicht

Das Selbstverständnis der Humangeographie charakterisiert sich durch die Beobachtung, Analyse und Interpretation menschlicher Strukturen im Raum. Insbesondere die Systeme und Dynamiken unserer Gesellschaft und Kultur sollen in den Kontext von Regionen eingeordnet werden (DGfG 2019). Eine Besonderheit der geographischen Forschung ist die Chance, neuen und teilweise auch unkonventionellen Konzepten menschlichen Wirkens durch gezielte Fragestellungen unmittelbar auf den Grund gehen zu können (Freytag et al. 2016: 10) und deren räumliche Ausprägungen zu erforschen. Das Potential neuer Impulse aus räumlicher Perspektive spielt dabei eine wichtige Rolle im Rahmen der interdisziplinären Diskursforschung (Glasze und Mattissek 2009: 47). Diese Arbeit soll einen ebensolchen Impuls liefern und damit einen Beitrag zur einer besonderen interdisziplinären Forschungsrichtung liefern: Der Musikgeographie. Während sich die Arbeit durch Schnittstellen mit der Musikologie, Sozialwissenschaft, Ethnologie und Datenwissenschaft verortet, steht die geographische Betrachtungsweise im Zentrum. Durch eine räumliche Reflexion wird die bislang unerforschte Musiklandschaft Deutschlands beleuchtet sowie ihre Heterogenität untersucht und interpretiert. Zunächst wird die musikspezifische Relevanz herausgestellt, woraufhin die Erläuterung des Forschungsstands und der konkreten Zielsetzung die Arbeit in ein gesamtwissenschaftliches Gefüge einordnen.

Vor 130 Jahren schrieb der deutsche Philosoph und leidenschaftliche Komponist Friedrich Nietzsche einen seiner bekanntesten Sätze: „Ohne Musik wäre das Leben ein Irrthum“ (1889: 33). Auch wenn über den Wahrheitsgehalt der Aussage gestritten werden kann, ist die Botschaft deutlich. Ein weniger pathetisches und ebenso eindrucksvolles Beispiel für den Stellenwert der Musik in unserer Gesellschaft sind die goldenen Tonträger der Weltraumsonden Voyager 1 und 2, welche in den 1970ern für zukünftige weltraumreisende Lebewesen ins All geschossen wurden. Neben Bildern, Sprachbotschaften und Naturgeräuschen enthält die Schallplatte auch Musikstücke aus aller Welt, unter anderem von den Komponisten Bach, Beethoven und Mozart sowie den amerikanischen Musikern Louis Armstrong und Chuck Berry (NASA Jet Propulsion Laboratory 2019). Die Menschheit schreibt der Musik also nicht nur eine bedeutsame Rolle zu, sondern definiert sich und ihre Kultur unter anderem durch musikalisches Schaffen. Diese Bedeutsamkeit in der Kultur findet ihren Ursprung im jungen Pleistozän vor knapp 40.000 Jahren, als im heutigen Süddeutschland die ersten Musikinstrumente – in Form von Flöten aus Vogelknochen – gefunden wurden (Killin 2018: 5). Mittlerweile hat sich aus der seit tausenden von Jahren existierenden Geschichte des menschlichen Musizierens eine eigene Branche ent-

wickelt, welche alleine in Deutschland im letzten Jahr einen Umsatz von mehr als 1,5 Mrd. € erzielte (BVMI 2019: 6). Laut einer Studie der Universität Jena zur volkswirtschaftlichen Bedeutung aller Musikunternehmen und Musikschaeffenden, die erstmals alle Teilbereiche mit einbezieht, werden sogar Ausstrahlungseffekte, z.B. auf die Veranstaltungs- oder Rundfunkbranche, in Höhe von 20 Mrd. € und eine Erwerbstätigenzahl von knapp 130.000 berechnet (FSU Jena 2015: 6). Auch wenn die Statistiken je nach Definition des Umfangs der Musikbranche variieren, ist also klar: Die Musik hat nicht nur kulturell, sondern auch wirtschaftlich einen signifikanten Stellenwert. Die Treiber dieser Entwicklung sind vor allem die Konsumenten. Die International Federation of the Phonographic Industry (IFPI) gab kürzlich in ihrem aktuellen Music Consumer Insight Report bekannt, dass die Befragten einer vorausgehenden Studie in der Woche rund 18 Stunden und somit zweieinhalb Stunden am Tag Musik konsumieren (2018: 5). Insbesondere Jugendliche hören laut aktuellen Ergebnissen mit durchschnittlich knapp vier Stunden am Tag sogar noch mehr Musik (Williams et al. 2019: 41). Die Art und Weise der Musiknutzung hat sich dabei innerhalb der letzten drei Jahrzehnte drastisch gewandelt. Während bis zum Ende der 1990er Jahre noch physische Datenträger wie Schallplatten und später CDs unumgänglich waren, flutet in den letzten Jahren das Phänomen des Musik-Streamings den Markt. Dieses wird im kommenden Abschnitt genauer beleuchtet.

1.2 Streaming als neue Form des Musikkonsums

Streaming ist ein Datenübertragungsverfahren, welches das Anhören oder Anschauen von Daten zeitgleich zur Übertragung ermöglicht, ohne dass diese bereits vollständig geladen sein müssen (Duden 2019). Dabei liegen die Daten auf einem Server des Anbieters und nicht auf dem lokalen Gerät des Endnutzers. Die Übertragungsmethode ist für Medien mit vergleichsweise großer Datenmenge sinnvoll, was insbesondere auf Video-, aber auch auf Musikdateien zutrifft. Kreitz und Niemela (2010: 7) machen deutlich, dass es bei der Übertragung hauptsächlich auf möglichst geringe Latenzzeiten und die Vermeidung von Unterbrechungen ankommt. Eine reibungslose Wiedergabe ist folglich der Kern des Streamings. Dafür ist sowohl eine sehr große Speicherkapazität der Server als auch eine schnelle Übertragungsgeschwindigkeit erforderlich. Die „kommerzielle Einführung einer neuen Generation von Netzwerktechnologien“ (Forero 2013: 140) wie Wi-Fi (Wireless Fidelity) und LTE (Long Term Evolution) während der 2000er Jahre machte dies möglich. Dazu kommt eine enorme Leistungssteigerung der Computer zur schnelleren Datenverarbeitung, die sogar noch früher begann (Bauer et al. 2002: 126). Streaming kann insofern als Technologie des kontinuierlich besser werdenden Internetnetzwerkes angesehen werden. Aber nicht nur der technische Fortschritt, sondern auch die Situation der Musikindustrie spielten eine wesentliche Rolle bei der Entwicklung des Musik-Streamings: Die digitale Revolution ebnete mit Beginn des 21. Jahrhunderts durch die genannten

Netzwerktechnologien sowie dem neuen Audioformat MP3 einer einfachen und unkontrollierten Verbreitung zahlreicher Lieder im Internet den Weg, wodurch das Urheberrecht von Musikdateien ausgehebelt werden konnte. Es folgte eine Welle der sogenannten digitalen Piraterie, welche von allen kreativen Branchen besonders die Musikindustrie traf (Akulavicius 2015: 717). Aus dem Digital Music Report der IFPI geht zu dieser Zeit hervor, dass alleine in den Jahren von 2005 bis 2009 die weltweiten Verkaufszahlen um rund ein Drittel sanken (2010: 3). Es war also notwendig, dass die einbrechenden Verkäufe über physische Vertriebskanäle in der Musikindustrie durch ein legales, digitales Geschäftsmodell ersetzt werden, um der illegalen Musikpiraterie wirkungsvoll zu entgegnen (Danaher et al. 2010: 1149). Während bis dahin für Musikstücke oder ganze Alben nur einzeln bezahlt werden konnte, beinhaltet das neue Modell einen unbegrenzten Zugang zur gesamten digitalen Musikbibliothek, der entweder auf einem kostenpflichtigen und dafür werbefreien Abonnement oder alternativ auf kostenfreien aber werbefinanzierten Angeboten beruht. Insbesondere der heutzutage alltägliche Gebrauch mobiler Endgeräte wie Smartphones, Tablets oder Laptops vereinfacht hierbei Verfügbarkeit und Zugang essentiell (Joshi 2018: 26). Dass dieses Modell bislang Erfolg hat, belegen die Statistiken: In Deutschland machten die Umsätze durch Streaming-Angebote im Jahr 2018 erstmals mehr aus als alle physischen Musikverkäufe zusammen (BVMI 2019: 7). Aber nicht nur in Deutschland, sondern auch international wächst das Geschäft mit Streaming-Diensten. Seit 2010 hat sich die Anzahl der zahlenden Abonnenten fast um das 30-fache gesteigert (Statista 2019: 19). Inmitten dieser Entwicklung steht das schwedische Unternehmen Spotify als weltweit größter Anbieter für Musik-Streaming. Spotify konnte innerhalb der letzten sieben Jahre seinen Mitarbeiterstamm wegen des massiven Aufschwungs annähernd um das Fünfzehnfache ausbauen und ist besonders auf dem europäischen Markt erfolgreich (Statista 2019: 38). Laut eigener Angaben bietet das Unternehmen seinen mehr als 100 Mio. Abonnenten insgesamt über 50 Mio. Lieder an (Spotify AB 2019). Damit stellt Spotify eine optimale Datenbezugssquelle dar, worauf im Kapitel 2 in vollem Umfang eingegangen wird. Vorher stehen aber der wissenschaftliche Kontext aus Sicht der Geographie sowie die Zielsetzung der Arbeit im Fokus.

2. Stand der Forschung

Dieser Abschnitt soll einen Überblick über die bisherige Forschung in der bislang wenig erleuchteten Musikgeographie geben. Auch wenn der erste wissenschaftliche Artikel eines Geographen im Bereich der Musikwissenschaft bereits mehr als 50 Jahre zurückliegt, handelt es sich dennoch um ein vergleichsweise junges Forschungsfeld. Mittlerweile werden derartige Studien meist den Subfeldern der Kulturgeographie oder Ethnomusikologie zugeordnet (Carney 1998: 1). Die Interdisziplinarität der Musikgeographie zeigt sich schon darin, dass in den darauffolgenden Jahrzehnten der 1970er, 80er und 90er Forscher aus der Geographie, Musik- und Kulturwissenschaft unterschiedlichen Fragestellungen auf den Grund gegangen sind – teils eigenständig, teils in kooperativen und fächerübergreifenden Projekten, auf die im Folgenden weiter eingegangen wird. In den letzten Jahren beschäftigen sich im Zuge von umfangreicher Datenspeicherung auch mehrfach Ökonomen und Datenwissenschaftler mit räumlichen Fragestellungen in der Musik. Es kann vorweg genommen werden, dass die wissenschaftliche Literatur hauptsächlich amerikanischen Ursprungs ist und sich der Beobachtung dortiger Musikströmungen widmet. Berücksichtigt man, dass diese allerdings auch einen großen Teil des deutschen Musikmarkts prägen, erscheint die Verteilung sinnvoll. Slobin (1994: 248) sieht den Ursprung dieser engen Verbindung in der europäisch-amerikanischen Diaspora.

Schon Byklum (1994: 274) stellte fest, dass sich die Musik zahlreicher Symbole und Bilder aus der Geographie bedient, die sowohl Künstler als auch Konsumenten voneinander unterscheiden. Die Musik sei somit ein „Werkzeug zur Analyse unserer Gesellschaft“ (ebd). Auch Florida und Jackson (2010: 311) verweisen darauf, dass sich sowohl Pop- als auch die davon abgegrenzte Hochkultur durch unterschiedliche Musik definiert. Der Musikkonsum kann demnach nicht nur Aufschluss über gesellschaftliche Muster geben, sondern wird bewusst als Merkmal verschiedener Gesellschaftsgruppen gesehen. Die Assoziation der Musik mit unterschiedlichen Teilen der Bevölkerung dient somit zur Einteilung und Abgrenzung (Brackett 2016: 26). Die Verwurzelung der Musikrichtung Hip-Hop in der afroamerikanischen Bevölkerung ist das wohl populärste Beispiel. Noch eindeutiger ist beispielsweise der englische Punkrock, wo Musikstil und gesellschaftliche Einstellung nicht getrennt voneinander betrachtet werden können. In diesem Zusammenhang geht Guins (2008: 76) noch weiter und weist Musik im sozialen Diskurs eine ausgeprägte politische bzw. politisierende Bedeutung zu. Ein Musikstil definiert sich aber nicht lediglich durch die gesellschaftliche Verortung, sondern auch durch eine rein geographische Komponente. Es steht eindeutig fest, dass die aufkommenden Genres Mitte des 20. Jahrhunderts in verschiedenen musikalischen Hochburgen ihren Ursprung fanden, wie zum Beispiel Jazz in New Orleans, Country in Nashville, Soul in Memphis oder Blues in Chicago (Florida und Jackson 2010: 311). Vor diesem Hintergrund definieren die Autoren eine

Musikszene als „geographisch limitierten Markt in einem ortsgebundenen Mikrokosmos“ (ebd.). Auch wenn ihre Studie eine deutliche Ortsgebundenheit von Musikstilen feststellt, wird lediglich die räumliche Konzentration auf Künstler- und Industrieseite betrachtet, während die vorliegende Arbeit sich auf den Konsum der Musik fokussiert. Brackett fasst die verschiedenen Ausarbeitungen zu dieser Abgrenzung von Musik durch Bevölkerungsgruppen und regionale Entstehung als „homologe Modelle“ (2016: 27) zusammen und kritisiert, dass diese vor allem auf kommerziellen Gründen der Vermarktung und Werbekraft beruhen. Stattdessen bringt er an, dass „zahlreiche ursprünglich afroamerikanische Musikformen mittlerweile bei vielen weißen Hörern erfolgreich sind“ (ebd.). Auch Wicke macht auf die mangelnde Konsistenz und historische Wandelbarkeit in der Musik und ihren Strömungen aufmerksam (2010: 11). In einer differenzierteren Studie in Taiwan betrachten Savage und Brown diese Thematik der „intra-kulturellen Diversität“ (2014: 134ff) in der Musik und versuchen sich an einer komplexen Kartierung, ohne dabei jeweils einer kulturell abgegrenzten Region lediglich einen bestimmten Musikstil zuzuschreiben und diesen in der Folge an strikte Grenzen anzupassen. Insgesamt sind fast alle der genannten Ansätze eher idiographisch als nomothetisch, was in der Vergangenheit zu Kritik an den Forschungsmethoden geführt hat. Diese sind vorwiegend als deskriptiv, subjektiv und teils sogar als unwissenschaftlich betitelt worden (Carney 1998: 4). Es kommt deshalb vermehrt die Forderung auf, Studien stärker auf das mittlerweile breite Spektrum an Musikdaten zu stützen, um deutlichere Ergebnisse in der Forschung zu erzielen (Leyshon et al. 2016: 249).

Ob bewusst oder schlicht aufgrund der wachsenden verfügbaren Datenmenge im Zuge umfangreicher Digitalisierung, die wie bereits angerissen natürlich auch die Musikindustrie prägte, haben sich viele Studien dieser Forderung angenommen. Aus dem „physischen“ wurde ein digitales Produkt, was zu Herausforderungen für alle Stakeholder führt“ (Florida et al. 2010: 786). Was für die Industrie als Herausforderung angesehen wird, bedeutet für die Wissenschaft eine ergiebige Datenlage: Die in Abschnitt 1.2 erläuterte Entwicklung des Musik-Streaming bringt eine vorher für unmöglich gehaltene Menge an Daten hervor. Während sich Thomes (2011: 5) mit der wirtschaftlichen Lage des Streamings beschäftigt und unzureichende Umsätze seitens der Künstler feststellt, analysiert zum Beispiel van den Hoven eine Stichprobe von bei Spotify gehörten Liedern innerhalb eines Monats in den Niederlanden und testet verschiedene Auswertungsmethoden (2015: 4ff). Auch wenn die Ausarbeitung eine Reihe von musikspezifischen Informationen zu rund 18.000 Musikstücken auswertet und beispielsweise Geschlechter- und Altersverteilungen der Nutzer betrachtet, fehlt der Studie ein konkreter Ortsbezug. Gleichermaßen gilt für Askin und Mauskapf (2017: 15), die in ihrer auf 27.000 Liedern basierenden Analyse der Songinformationen von Spotify eine Korrelation zwischen dem Erfolg und den Charakteristiken eines Musikstücks feststellen. Ein noch besseres Beispiel für die

umfangreiche Datenmenge ist eine junge im Nature Journal for Human Behaviour erschienene Studie aus diesem Jahr: Basierend auf Spotify-Informationen wird ein Datensatz ausgewertet, der auf 765 Millionen Streams von einer Millionen Nutzern aus 51 verschiedenen Ländern basiert und über einen Zeitraum von einem Jahr erhoben wurde (Park et al. 2019: 230). Die Analyse betrachtet zwar teilweise dieselben Daten, die auch in der vorliegenden Ausarbeitung eine wesentliche Rolle spielen werden. Dennoch bietet auch diese Untersuchung – bis auf eine Einteilung in fünf kleinmaßstäbige geographische Regionen – keine ortsbezogenen Auswertungen, sondern fokussiert sich besonders auf tägliche und saisonale Schwankungen im Musikkonsum. Zum Beispiel finden Park et al. (2019: 233) heraus, dass die Nutzer tendenziell „ruhige“ (serene) Musik in Wintermonaten sowie „aufregende“ (arousing) Musik in Sommermonaten hören. Die Studie kann insgesamt als bislang umfangreichste und aussagekräftigste im Forschungsbereich der Musikgeographie eingestuft werden, allerdings mit Schwerpunkt auf rein demographischen Auswertungen. Grundsätzlich werden die auf einem Abonnement beruhenden Streaming-Dienste für Musik von wissenschaftlicher Seite schon länger als Konzept angesehen, welches „der Musikindustrie nach dem Schock der Internetpiraterie zu neuer Stabilität verhilft“ (Leyshon et al. 2005: 185). Der oben erwähnte Schritt zur digitalen Musik wird demnach als zukunftsträchtig bewertet. Allerdings kommt auch Kritik an dem Geschäftsmodell auf. Borja und Dieringer (2016: 87) stellen die Hypothese auf, dass Musik-Streaming zwar momentan funktioniert, aber langfristig die Wahrscheinlichkeit von Aktivitäten in der Musikpiraterie steigt. Grund dafür ist laut den Autoren, dass die Konsumenten den kostenfreien Zugang zu Millionen von Liedern lediglich ausnutzen könnten, um diese anschließend illegal zu erwerben (ebd.). Alleine die Tatsache, dass mittlerweile Studien mit Daten zu einer Millionen Nutzern durchgeführt werden können, beweist den Erfolg der Streaming-Modelle. Neben der Erhebung von Musikdaten fällt auf, dass in der Literatur mehrfach Parallelen zu sozioökonomischen Raumverteilungen gezogen werden, um diese in einen Kontext zu bringen. Beispielsweise nutzen Florida et al. (2010: 791) in ihrer Studie zu Musikclustern die Kontrollvariablen Humankapital, Studentenzahl und Ausländeranteil, um auf eine Kohärenz der musikbezogenen Daten mit soziodemographischen Faktoren aufmerksam zu machen. Die „Idee von engen Beziehungen demographischer Gruppen zu verschiedenen Musiktypen“ (Brackett 2016: 26) lässt demzufolge eine Reihe von Schlussfolgerungen in der Gesellschaft zu. Daneben sind auch stadtgeographische Muster bereits zur Analyse von Musikdaten herangezogen worden: Ländliche Bevölkerungsgruppen beispielsweise stehen häufig der Volksmusik nahe (Edensor 2006: 486), während die amerikanische Country- sowie Western-Musik sich sogar häufig bewusst vom städtischen Leben abgrenzt (Malone und Laird 2018: 8). An dieser Stelle schließt sich der Kreis zu der anfangs erwähnten engen Verwurzelung von Musik in verschiedenen Bevölkerungsgruppen. Insgesamt kann festgehalten werden, dass sich die vorliegende Analyse in einem bereits existierenden wissenschaftlichen Kontext verortet, der weiterer Forschung bedarf. Die genannten musik-

theoretischen und weiter zurückreichenden Forschungsansätze aus der Ethnologie stellen dabei den textlich größten Anteil dar, bevor einzelne Arbeiten die Musikgeographie auch mit konkreten raumbezogenen Fragestellungen beleuchten. Erst seit kürzerem können sich durch das Aufstreben des Phänomens Musik-Streaming Forschungsarbeiten auf große Datenmengen stützen und ebnen damit den Weg für umfangreiche und vor allem fundierte Analysen geographischer Muster im Musikkonsum.

Obwohl geographische Muster in Deutschland von wissenschaftlicher Seite bislang unerforscht sind, galt dem Thema im Journalismus dieses Jahr schon viel Aufmerksamkeit. Alleine während der Entstehung der vorliegenden Arbeit veröffentlichte erst der SPIEGEL eine räumliche Analyse der Spotify-Wiedergabelisten¹ (SPIEGEL Online 2019), woraufhin nur drei Tage später eine von Deutschlands populärsten Hip-Hop-Plattformen auf das Thema aufmerksam wurde² (rap.de 2019). Noch im Oktober dieses Jahres publizierte auch die ZEIT einen Artikel zum Musikkonsum der Deutschen anhand der 50 meistgehörten Lieder bei Spotify, dem jedoch ein konkreter Raumbezug fehlte³ (ZEIT Online 2019). Das mediale Interesse ist demnach unumstritten und lässt die Vermutung zu, dass der Musiklandschaft in Deutschland sowohl auf wissenschaftlicher als auch auf journalistischer Ebene in den nächsten Jahren noch viel Aufmerksamkeit gewidmet wird. Gerade die wechselseitige Beziehung der beiden Ebenen spielt dabei eine Rolle, wobei die Medien eine kontinuierliche „öffentliche Legitimationsquelle“ für wissenschaftliche Studien schaffen (Rödder 2011: 840). Gegenläufig können wissenschaftliche Ergebnisse neue Denkanstöße für einen medial angetriebenen gesellschaftlichen Diskurs liefern. Insbesondere für die Geographie als beobachtende, analysierende und interpretierende Wissenschaft gilt es deshalb, ebensolche öffentlichkeitswirksamen Themen zu untersuchen.

¹ <https://www.spiegel.de/kultur/musik/musik-streaming-das-hoert-deutschland-analyse-von-spotify-daten-a-1272044.html>

² <https://rap.de/news/171224-wer-wird-in-welcher-stadt-am-meisten-gestreamt/>

³ <https://www.zeit.de/2019/42/spotify-streaming-charts-songs-popkultur-kuenstler/komplettansicht>

3. Zielsetzung und Fragestellung

Die vorliegende Arbeit widmet sich erstmals einer geographischen Analyse der Musiklandschaft Deutschlands. Dazu werden Daten des Streaming-Anbieters Spotify herangezogen. Es soll zunächst die Frage beantwortet werden, ob geographische Muster im deutschen Musikkonsum festzustellen sind. Diese Muster werden danach durch einen Abgleich mit Geofachdaten eingeordnet und bewertet, wodurch Vermutungen zu Zusammenhängen möglich sind. Insbesondere wird die Arbeit beleuchten, ob Genres regional unterschiedlich gehört werden und ob es Korrelationen mit stadttypischen oder sozioökonomischen Mustern gibt. Daneben wird geprüft, ob sich andere musikspezifische Kenngrößen wie die Popularität, das Tempo oder Alter von Liedern räumlich gliedern lassen. Das Interesse an einer Abbildung der Musiklandschaft in Deutschland stützt sich auf drei wesentliche Pfeiler:

I. Gesellschaftliches Interesse: Bislang ist festgestellt worden, dass die Musik in Kultur und Gesellschaft eine bedeutsame Rolle spielt. Im Umkehrschluss können also aus Mustern im Musikkonsum auch Schlussfolgerungen auf die Gesellschaft gezogen werden (Byklum 1994: 274). Dazu kommt, dass kreative Prozesse in der Musik starke soziale Effekte haben, sodass sich Szenen entwickeln können (Lange 2014: 85). Erfolgreiche Beispiele dafür sind die Bundeshauptstadt Berlin als „globales Zentrum elektronischer Musik“ (Bader und Scharenberg 2010: 84 ff) oder Liverpool als ehemaliger Kern der Popmusik (Barber-Kersovan 2014: 71). Vor diesem Hintergrund sind Erkenntnisse über räumliche Muster besonders aufschlussreich.

II. Wirtschaftliches Interesse: Hinter den USA, Japan und Großbritannien existiert in Deutschland der viertgrößte Musikmarkt der Welt (BVMI 2019: 50). Daneben spricht der Bundesverband der Konzert- und Veranstaltungswirtschaft in einer Studie von deutlichem wirtschaftlichen Aufschwung der Musikveranstaltungsbranche innerhalb der letzten Jahre (BDKV 2018). Auch die Dauer des Musikkonsums nimmt wie aufgezeigt zu. Daraus ergeben sich Chancen für die Kreativbranche, die mit ihren Standortqualitäten somit als „Impulsgeber für städtische Aufwertungsprozesse“ (Heineberg et al. 2017: 421) dienen kann. Wissen über mögliche genretypische Musikcluster ist deshalb von Interesse für die Musikindustrie, die Konzert- und Festivalbranche sowie den wachsenden Zweig des Streamingmarkts.

III. Wissenschaftliches Interesse: Die Musikbranche hat im digitalen Zeitalter mit Streaming ein Konzept gefunden, welches datenbasierten wissenschaftlichen Arbeiten die Tür öffnet. Es lässt sich herleiten, dass diesbezügliche Datenauswertungen an Aussagekraft gewinnen. Dazu kommt in der musicgeographischen Literatur die Forderung nach substantiierten Analysen auf (Leyshon et al. 2016: 249), die das über lange Zeit existierende Vakuum fachlich füllen sollen (Hudson 2006: 626). Gerade die räumlichen Unterschiede im deutschen Musikkonsum sind zwar schon ein journalistisches Thema, aber wissenschaftlich bislang unerforscht.

4. Methodik

4.1 Datensatz

Grundlage der analysierten Daten ist die Internetseite EveryNoise⁴, welche von dem Spotify-Datenwissenschaftler Glenn McDonald betrieben wird. Hier werden die meistgehörten Lieder sowie alle dazugehörigen Genreberechnungen für mehr als 3000 Orte weltweit dargestellt. Neben zahlreichen amerikanischen, asiatischen und europäischen Städten sind rund 130 deutsche Städte Teil des erhobenen Datensatzes. Für jeden Ort wird eine Wiedergabeliste der Lieder generiert, die dort im weltweiten Vergleich am häufigsten gehört werden. Dabei kommt in den Listen insbesondere Musik vor, die sehr viel in der jeweiligen Stadt und kaum bis gar nicht in allen anderen Orten gehört wird. In der Praxis folgt daraus, dass z.B. der Bonner Musiker Sugar MMFK in der Wiedergabeliste Bonns mehrfach auftaucht (EveryNoise 2019), obwohl seine Musik auf nationaler und besonders internationaler Ebene kaum gehört wird. Der Herausgeber Glenn McDonald benutzt für die ausgewählten Lieder mehrfach die Bezeichnung „distinctive“ (persönliche Kommunikation, 2019), was im Deutschen als „markant“ oder „charakteristisch“ übersetzt werden kann. Schon Markusen (2004) hat diesen Begriff für Städte zwar nicht spezifisch im musikalischen Sinn, aber für künstlerische Aktivität im Allgemeinen im wissenschaftlichen Kontext etabliert. Die Wiedergabelisten enthalten also die Lieder, die für die jeweilige Stadt charakteristisch sind. Dabei ist es zwingend notwendig, diese von den absolut meistgehörten Musikstücken zu unterscheiden: Während die de facto am häufigsten konsumierten Lieder in allen deutschen Städten recht ähnlich sind und zu mehr als 40% durch die vom amerikanischen Musikmarkt beeinflussten Charts⁵ bestimmt werden (Offizielle Deutsche Charts 2019), wird durch die relative Berechnung anhand eines Abgleichs mit allen anderen Orten eine bessere Vergleichbarkeit zwischen den Städten geschaffen. Dass diese Abgrenzung von großer Relevanz ist, zeigt der Unterschied zwischen den offiziellen Charts und den Wiedergabelisten. In manchen von Spotify generierten Listen lässt sich kein einziges Lied aus den deutschen Charts der ersten Oktoberwoche 2019 wiederfinden. Die Lieder von EveryNoise werden also in der jeweiligen Stadt sicherlich von populären Songs aus den Charts übertrroffen und im absoluten Vergleich weniger häufig gehört. Dafür stellen sie aber dar, welche Musik in einer Stadt signifikant öfter gehört wird als überall sonst. Die Wiedergabelisten beinhalten insgesamt üblicherweise 100 Lieder.

⁴ <http://everynoise.com/everyplace.cgi?&vector=city&scope=DE>

⁵ Berechnet durch GfK Entertainment GmbH, Baden-Baden, Stand: erste Oktoberwoche 2019

Die Informationen von EveryNoise beruhen darauf, dass die Anmeldung beim Streamingdienst Spotify die Angabe einer Heimatstadt erfordert. Die gehörten Lieder jedes Nutzers werden in der anschließenden Berechnung demnach seiner Heimatstadt zugeordnet – und nicht dem Ort, an welchem die Musik tatsächlich konsumiert wird. Beispielsweise werden die in Köln gehörten Lieder eines in Düsseldorf registrierten Spotify-Nutzers trotzdem als charakteristisch für die Landeshauptstadt gewertet. Andernfalls müsste dem Streaming-Anbieter für eine Analyse der tatsächlich in jeder Stadt gehörten Lieder der Standort jedes Nutzers dauerhaft bekannt sein, was gerade aufgrund der aktuellen Debatte rund um den Datenschutz (Pennekamp et al. 2017: 2; Koops 2014: 256) und seit dem Inkrafttreten der europäischen DSGVO im Mai 2018 kaum denkbar wäre. Diese definiert Standortinformationen als Teil persönlicher Daten, die nach Art. 4 besonders geschützt sein müssen (Europäische Union 2016: 33). Die Verwendung des Heimatorts ist also alternativlos. Für die Analyse der Daten folgt daraus, dass nicht der konkrete Musikkonsum in den jeweiligen Städten, sondern der dort wohnhaften Nutzer ausgewertet wird.

4.2 Datenerhebung

Die Daten werden auf EveryNoise wöchentlich aktualisiert, womit sich auch die Verteilung der zugrundeliegenden Städte verändert. Dabei variieren die Lieder und deren Anzahl nach Aussage des Betreibers McDonald von 2019 je nach „Signalstärke der dortigen Hörer“ (persönliche Kommunikation, 2019). Bei jeder wöchentlichen Aktualisierung kommt es also vor, dass einige kleine Orte aufgrund einer zu geringen Menge an gehörten Liedern nicht mehr gelistet sind, während andere Orte mit einer gestiegenen Zahl an auswertbaren Liedern aufgeführt werden. Da aufgrund einer begrenzten Kapazität nicht für alle in Spotify als Heimatort angegebenen Städte entsprechende Wiedergabelisten generiert werden können, spielt die von McDonald erwähnte Signalstärke einer Stadt die zentrale Rolle. Neben den wenigen variierenden Städten gibt es auch eine Reihe von unvollständigen Wiedergabelisten für dauerhaft vertretene Orte. In diesen Fällen ist eine Stadt zwar aufgeführt, allerdings konnten nicht die üblichen 100 meistgehörten Lieder ermittelt werden. Aufgrund dieser beiden limitierenden Faktoren – der Variation der Städte sowie der Unvollständigkeit einiger Wiedergabelisten – wurden die Daten für die vorliegende Analyse über einen Zeitraum von zehn Wochen zwischen dem 10. Juni und dem 20. August 2019 erhoben. So konnte der Stamm von rund 130 vollständigen und dauerhaft verfügbaren Städten auf insgesamt 166 aufgestockt werden. Orte, deren Wiedergabelisten innerhalb der zehn Wochen zu keinem Zeitpunkt mehr als die Hälfte der maximal 100 Lieder aufweisen konnten, wurden nicht weiter für die Analyse berücksichtigt. Der Datensatz enthält dementsprechend zwangsläufig einige Städte, die im Erhebungszeitraum abrufbar waren und mittlerweile nicht mehr auf der Seite gelistet sind. Für die vorliegende Analyse der Musikdaten wurden die relevanten Informationen von EveryNoise zur Auswertung und anschließenden Analyse der Daten (Noack 2001: 134) in zwei unterschiedliche Excel-Dateien überführt. Ziel ist

es, geographische Erkenntnisse einerseits aus den Liedern der 166 Wiedergabelisten selbst zu gewinnen, und andererseits aus den zugehörigen Genrebezeichnungen (Abbildung 1). Diese beiden Informationen wurden der Internetseite in zwei getrennten Schritten entnommen.

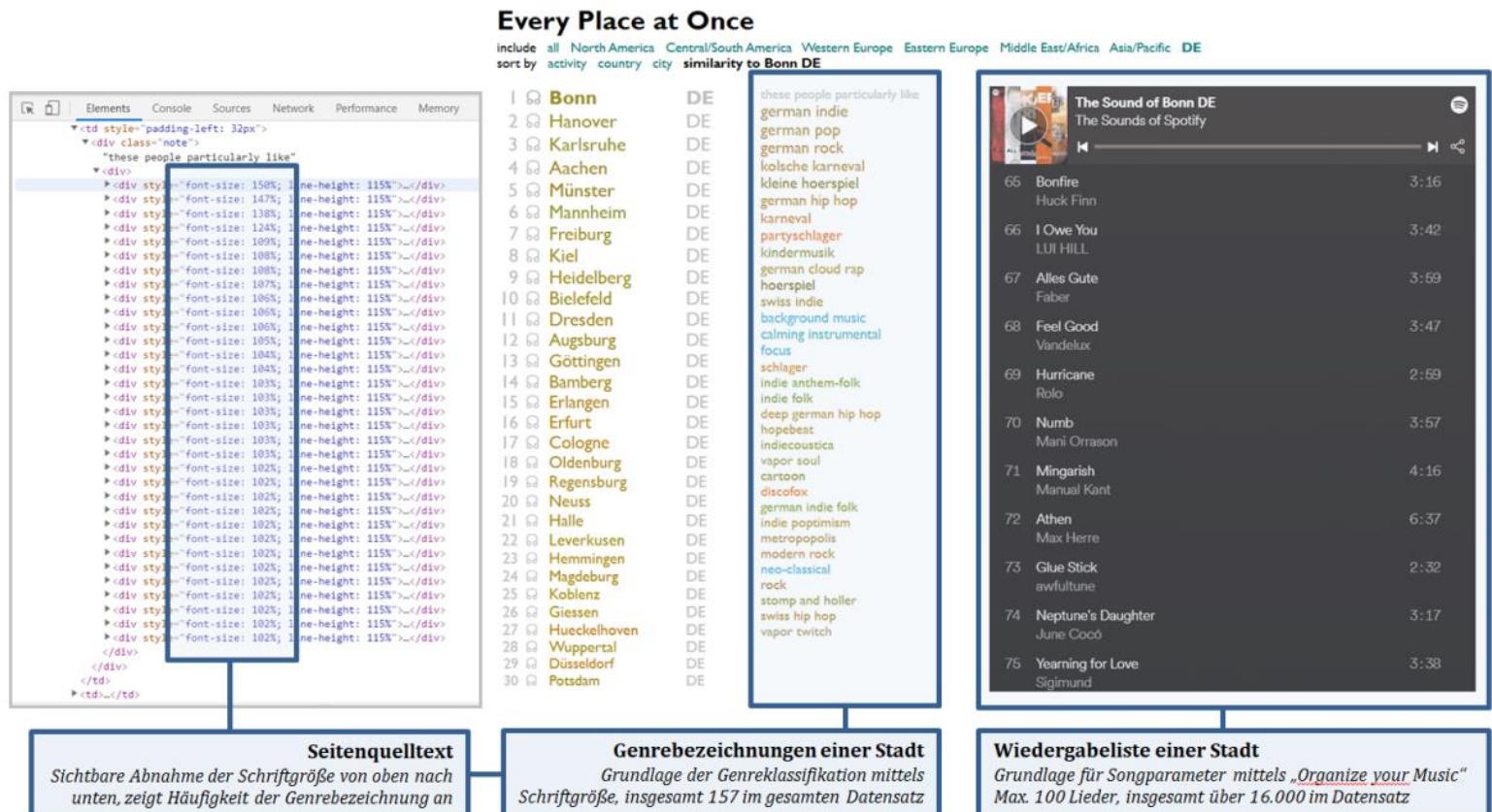


Abbildung 1 EveryNoise als Datengrundlage für Genrebezeichnungen und Songparameter inkl. Seitenquelltext, eigene Darstellung

In einem ersten Schritt wurden mittels des von Spotify entwickelten Programms „Organize your Music“⁶ für die insgesamt rund 16.000 Lieder aus allen 166 deutschen Wiedergabelisten wesentliche Songparameter⁷ ermittelt. Da jede Wiedergabeliste einen eigenen URI (Uniform Resource Identifier) besitzt, kann das Programm über diesen sämtliche Informationen der Liste songspezifisch anzeigen. Neben recht simplen Informationen wie Titel, Interpreten oder Erscheinungsjahr werden auch sämtliche Parameter dargestellt, die durch Algorithmen von Spotify berechnet werden können. Ein Algorithmus kann in diesem Kontext als präzise und streng definierte Vorschrift verstanden werden, welche eine elektronische Verarbeitung von Daten ermöglicht (de Lange 2006: 15). Sechs der Songparameter sind für die weitere Analyse interessant und werden in Abbildung 2 detailliert dargestellt.

⁶ Grundlage: <http://organizeyourmusic.playlistmachinery.com/>

⁷ Grundlage: <https://developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/tracks/get-audio-features/>

Songparameter	misst was?	Skala	Beschreibung
BPM	Schläge pro Minute	0 bis ~500	Die Maßeinheit BPM (beats per minute) gibt das Tempo eines Liedes an. Die Schläge pro Minute variieren je nach Genre meist zwischen 50 und 200 BPM.
Danceability	Tanzbarkeit	0 bis 100	Dieser Parameter versucht anhand von musikalischen Elementen wie Rhythmusstabilität, Gleichmäßigkeit, Anschlagsstärke und Tempo zu messen, wie tanzbar ein Lied ist. Je höher der Wert, desto tanzbarer der Song.
Energy	Energie, Schwung	0 bis 100	Der Parameter misst, als wie intensiv und anregend ein Musikstück wahrgenommen werden kann. Energetische Lieder haben einen hohen Wert und sind meist schnell, laut und geräuschvoll. Gemessen werden Anschlagsrate und Lautstärke sowie der Dynamikbereich des Songs.
Valence	Wertigkeit, „Positivität“	0 bis 100	Durch diesen Parameter wird versucht, die Positivität eines Songs zu messen. Traurige und eher depressive Lieder weisen einen niedrigen Wert aus, euphorische und fröhliche einen hohen. Ausschlaggebend sind Harmonik und Klangfarbe eines Musikstücks.
Speechiness	Sprachanteil	0 bis 100	Gemessen werden die gesprochenen Wörter in einem Lied. Hörbücher haben einen sehr hohen Wert, instrumentale Musikstücke einen eher niedrigen.
Popularity	Beliebtheit, Popularität	0 bis 100	Der Parameter misst globale Beliebtheit eines Songs, indem die weltweiten Streams ausgewertet werden.
Year	Erscheinungsjahr	Jahreszahl	Das Erscheinungsjahr stellt im engen Sinn keinen gemessenen Parameter dar, wird aber trotzdem in der Analyse verwendet. Auf dieser Basis kann das Alter der Lieder in Jahren berechnet werden.

Abbildung 2 Die sechs Songparameter im Überblick (mit Erscheinungsjahr), beruhend auf den Angaben von Spotify - siehe Fußnote 7 für noch detailliertere Charakterisierung der Parameter, eigene Darstellung

Während das Tempo eines Musikstücks üblicherweise in BPM (Schläge pro Minute) angegeben wird (Dixon et al. 2003: 6), bewegen sich die Werte der anderen fünf Parameter auf einer Skala zwischen 0 und 100. Dazu konnte das Alter aller Musikstücke mittels des Erscheinungsjahres errechnet werden. Die Songparameter wurden anschließend ebenfalls in eine Excel-Datei überführt, sodass für jeden Parameter in allen Städten Mittelwerte und Varianz berechnet werden konnten. Das Mittel gibt in der späteren Analyse für jede Stadt Durchschnittswerte zu den erwähnten sechs Parametern an, sodass zum Beispiel Vergleiche unterschiedlicher Orte und Regionen hinsichtlich der Schnelligkeit, Popularität, Tanzbarkeit oder des Sprachanteils in der dort gehörten Musik möglich sind. Eine umfassende Auseinandersetzung mit der Aussagekraft der von Spotify errechneten Parameter erfolgt in der späteren Diskussion, während auf die Berechnung in Kürze eingegangen wird. Es kann allerdings vorweg genommen werden, dass Studien eine ernst zunehmende Aussagekraft solcher Audioparameter für die tatsächliche Wahrnehmung durch Musikkonsumenten bekräftigen (Friberg et al. 2014), was auch Askin und Mauskapf (2017: 9) sowie Park et al. (2019) bereits auf wissenschaftlicher Basis mit ebendiesen von Spotify generierten Songparametern erfolgreich getestet haben.

Der zweite Schritt zielt auf die Analyse der vorherrschenden Genres in den Städten ab. Mithilfe der Software Octoparse⁸ (Octopus Data Inc. 2019) konnten die mehr als 150 verschiedenen aufgelisteten Genreberechnungen der einzelnen Städte automatisiert in eine Excel-Datei über-

⁸ Version 7.2.6, Herausgeber: Octopus Data Inc., Diamond Bar CA, USA (<https://www.octoparse.com>)

führt werden. Octoparse ist ein kostenfreies Produkt für Datenextraktion und wird für das Auslesen großer Datenmengen aus dem Internet verwendet. Dafür muss dem Programm ein Modell zugrunde gelegt werden, nach welchem es die gewünschten Daten entsprechend eines vorgegebenen Workflows von der Webseite extrahiert. Neben der jeweiligen Stadt und ihren meist zwischen 15 und 30 Genrebezeichnungen wurde ebenfalls die Schriftgröße der Bezeichnung aus dem Seitenquelltext entnommen (Abbildung 2). Das Programm greift dabei auf den HTML-Inhalt (Hypertext Markup Language) der Internetseite zu, welcher die erforderlichen Informationen zur Schriftgröße enthält. Der spätere Nutzen wird in Kapitel 4.5.1 weitreichender erläutert.

4.3 Notwendigkeit einer Genreklassifikation

Es ist zunächst ungewöhnlich, dass Spotify zahlreiche unterschiedliche Genrebezeichnungen verwendet. Während für alle deutschen Städte insgesamt mehr als 150 Bezeichnungen zutreffen, stützt sich Spotify und somit auch EveryNoise weltweit mittlerweile auf mehr als 2000. Das Unternehmen schreibt 2019 auf der Plattform Spotify Insights dazu, dass „eine statische Genreeinordnung Musik in starre und hierarchische Klassifizierungen einteilt und somit nicht mehr all der neuen Musik auf der Welt gerecht werden kann“ (Spotify Insights 2019). Das Unternehmen wertet hingegen ununterbrochen neue Musikstücke aus und klassifiziert diese ihren akustischen Attributen entsprechend. So können „zahlreiche dynamische Musikcluster modelliert werden, die sich jeweils durch ähnliche Songparameter herausbilden“ (ebd.). Anstelle einer Einordnung der über 30 Mio. Lieder in statische Genreaufteilungen folgt Spotify also einem dynamischen Ansatz, der dadurch wesentlich trendbewusster und offener für neue Musikrichtungen oder spezielle Ausprägungen ist. Trotzdem stellt der Ansatz für die vorliegende Analyse eine Herausforderung dar. Um bei den mehr als 150 von Spotify zugeordneten Genrebezeichnungen Vergleichbarkeit und vor allem Aussagekraft zu erzeugen, ist eine Klassifikation der Bezeichnungen in einige übergeordnete Kategorien von Genres unabdingbar. Auch wenn mit einer Zusammenfassung automatisch ein Informationsverlust einhergeht, wird dadurch für die anschließende Interpretation der Daten jedoch der Grundstein geschaffen, da ein Vergleich der Rohdaten mit allen Bezeichnungen zu großer Unüberschaubarkeit führen würde. Von Spotify generierte Genrebezeichnungen wie „chamber pop“ oder „metropolis“ eignen sich nicht zur unmittelbaren Analyse und sollten in einem vorherigen Schritt verschiedenen Genrekategorien zugeordnet werden. Es stellt sich also die Frage, in welche übergeordneten Kategorien die zahlreichen Genrebezeichnungen eingeteilt werden (Abbildung 3).



Abbildung 3 Schlagwortwolke aller 157 ursprünglichen Genrebezeichnungen von Spotify, eigene Darstellung

4.4 Wahl der Genreklassifikation

Eine allgemeingültige Einteilung von Genres gibt es nicht. Auch wenn viele bekannte Musikrichtungen wie Rock oder Hip-Hop selbstverständlich als eigenes Genre allgemein anerkannt werden, ist der Grund dafür recht naheliegend: Musik ist ein zu komplexes, vielfältiges und subjektives Feld, um einheitliche und strikte Genreabgrenzungen aufzustellen. Da eine Abgrenzung entsprechender Regeln bedarf und diese wiederum etwas Festgelegtes, Kompromissloses und somit Verbietendes in dem dynamischen und kreativen kulturellen Feld der Musik vorgeben würden, erschließt sich die Problematik schnell (Brackett 2016: 19). Der Musikwissenschaftler Prof. Dr. Wicke fasst diese Thematik ebenfalls treffend mit der Formulierung zusammen, dass den verschiedenen Genrekategorien „in Abhängigkeiten von den sozialen Kontexten, kulturellen Zusammenhängen und dem zeitlichen Entwicklungsverlauf unterschiedliche, teils auch divergierende und sich immer wieder ändernde Inhalte zugeschrieben“ (2010: 11) sind. Genres markieren also lediglich „bewegliche Grenzlinien auf dem kulturellen Terrain“ (Wicke 2010: 11). Eine Einteilung von Liedern ist damit in jedem Fall zu einem gewissen Grad subjektiv. Um die Klassifikation dennoch auf bereits existierende Genreaufteilungen zu stützen, liegt es nahe, relevante Stakeholder in der Musikindustrie heranzuziehen und deren Einteilung zu identi-

fizieren. Es reicht dabei nicht, nur die durch das Forschungsunternehmen GfK Entertainment berechneten deutschen Charts zu betrachten. Diese unterscheiden ausschließlich zwischen den Kategorien Popmusik, Hip-Hop und Dance. Auch international vergleichbare Organisationen wie das Billboard der amerikanischen Prometheus Global Media LLC oder die englische Official Charts Company gehen ähnlich vor und weisen maximal eine dreiteilige Unterscheidung auf. Der Bundesverband Musikindustrie e.V. (BVMI) hingegen ist genauer und stellt in seinem Jahresbericht von 2018 statistische Auswertungen zu unterschiedlichen Genres dar. Bei jeglichen Umsatzstatistiken wird hier die Popmusik aber als Oberbegriff aller populären Musikstile wie Rock, Schlager oder Hip-Hop geführt und lediglich von der klassischen Musik abgegrenzt, was für eine tiefgehende Analyse nicht ausreichend ist. Bei demographischen Aspekten wie Geschlecht und Alter der Konsumenten wird der BVMI im Anschluss wesentlich konkreter. Die Statistik unterscheidet zwischen den Genres Pop, Rock, Dance/House, Hip-Hop, Jazz sowie Schlager/ Volksmusik. Außerdem werden die beiden Kategorien Hörspiele und Kinderprodukte gesondert betrachtet (Drücke et al. 2018: 10). Auch wenn die Aufteilung des BVMI einen Großteil der Genrebezeichnungen aus dem vorliegenden Datensatz von Spotify abdeckt, sind nicht alle Kategorien differenziert genug. Gerade aufgrund der steigenden Verbreitung von elektronischer Musik und ihrer vielseitigen Strömungen, welche auch im Datensatz wiederzufinden sind, sollte die Kategorie Dance/House ergänzt werden. Hier kann beispielsweise die Charakterisierung des Deutschen Musikinformationszentrums (MIZ) herangezogen werden, welches dem elektronischen Musikstil eher Genres wie Techno, Trance, Progressive und Hardcore zuordnet und diese von der mittlerweile recht populären „Electronic Dance Music“, also dem Genre Dance/House abgrenzt (Wicke 2010: 7). Diese zusätzliche Abgrenzung des MIZ wird auch für die spätere Analyse verwendet. Auch Leyshon et al. (2005: 183) stellen fest, dass elektronische Musik aufgrund der günstigen und vergleichsweise einfachen Produktion mit dem Aufkommen entsprechender Hardware in den letzten Dekaden an Stellenwert gewinnt. Während dort im Hinblick auf die vielen Ausprägungen genauer unterschieden wird, ergibt es aufgrund der geringen Datenlage Sinn, die Bezeichnungen aus den Richtungen Jazz und Soul in der Analyse zu bündeln. Auch wenn beide zu ihren Entstehungszeiten im Laufe des letzten Jahrhunderts aus deutlich verschiedenen Strömungen entstanden sind, können sie aus heutiger Perspektive als „eine Musikkategorie assoziiert mit der afroamerikanischen Bevölkerungsgruppe zusammengefasst werden“ (Brackett 2016: 28). Insbesondere weil es in der vorliegenden Arbeit um eine Betrachtung des gesamten musikalischen Spektrums in Deutschland geht, ist diese Zusammenfassung naheliegend. Dazu kommt, dass die Richtungen Soul und Jazz zusammen mit dem Blues in verschiedenen journalistischen Texten einer ähnlichen Nutzergruppe zugeordnet und die Begriffe sinnähnlich verwendet werden, wie z.B. Ulrich Stock aufzeigt (ZEIT Magazin 2017). Erweitert man die Abgrenzungen des MIZ und BVMI nun durch die praxisnähere Seite der Streaming-Anbieter, muss die Genreklassifikation um zwei relevante

Genres erweitert werden. Neben den bereits herausgearbeiteten Kategorien führen die drei größten Anbieter Spotify, Deezer und Apple Music alle sowohl Reggae als auch Indie/Alternative als separate Genres auf. Nach einem Abgleich mit dem Datensatz aller deutschen Städte zeigt sich, dass beide Kategorien durch verschiedene Genrebezeichnungen in signifikanter Anzahl wiederzufinden sind und somit in die Analyse einbezogen werden sollten. Die Genrekategorie Reggae wird durch das ebenfalls in Jamaika verwurzelte und somit verwandte Genre Ska erweitert (Stratton 2011: 193). Einige der von den Streaming-Plattformen oder genannten Organisationen definierten Genres wie Klassik, Country oder Blues gehen hingegen nicht in die Analyse mit ein, da sie in den analysierten Städte-Wiedergabelisten sehr selten vorkommen und die Auswertung somit keinen nennenswerten Erkenntnisgewinn zeigen würde. Basierend auf der herausgearbeiteten Kombination der Genreeinteilungen des MIZ, BVMI sowie der Streaming-Anbieter liegt der anschließenden Analyse folgende Klassifikation zugrunde, die zwar manuell erstellt wurde, trotzdem aber auf bisherigen ausschlaggebenden Einteilungsversuchen fußt und in Abbildung 4 veranschaulicht wird. Das Ergebnis sind elf Gattungen, die sich den neun verschiedenen abgebildeten Genrekategorien sowie den zwei Sonderrubriken Hörspiel und Kindermusik zusammensetzen.



Abbildung 4 Genreklassifikation der Analyse (ohne Hörspiel und Kindermusik), eigene Darstellung

4.5 Klassifikationsmethode

4.5.1 Abgrenzungs-/ Zuordnungsproblematik

Nach Aussage des Herausgebers ist die Schriftgröße der Genrebezeichnungen linear zur absoluten Häufigkeit dieses Genres in den städtebezogenen Songlisten. Wortwörtlich machte McDonald deutlich: „The font-size is produced by adding the number of tracks in that genre to 100“ (persönliche Kommunikation, 2019). Durch die lineare Funktion kann daher die Schriftgröße in den Datensatz aufgenommen werden, um die Anzahl des Vorkommens jeder Genrebezeichnung in einer Stadt daraus abzuleiten. Im Seitenquelltext wird die Schriftgröße in Prozent angegeben. Eine Schriftgröße von 135% für die Genrebezeichnung „german rock“ bedeutet beispielsweise, dass in der Liste der 100 meistgehörten Lieder in der jeweiligen Stadt 35 auf diese Genrebezeichnung zutreffen. Aufgelistet wird eine Genrebezeichnung erst, wenn sie mindestens zweimal vorkommt. Bei einer genaueren Betrachtung der Genreverteilung fällt in vielen Städten auf, dass die Summe der Genrevorkommen wesentlich höher ist als die Anzahl der Lieder in der jeweiligen Liste. Zum Beispiel kommen in Köln alleine die drei meistgehörten Genres insgesamt mehr als 100-mal vor und übersteigen somit die Gesamtanzahl an Liedern in der Liste. Es lässt sich also schlussfolgern, dass sich die Genres definitiv zu einem gewissen Ausmaß überschneiden und folglich ein Lied mehreren Genrebezeichnungen von Spotify zugewiesen werden kann. Da diese Zuordnung allerdings nicht einsehbar ist und auf internen Berechnungsmethoden von Spotify-Algorithmen beruht, ergibt sich eine grundlegende Problematik für die anschließende Auswertung. Die 157 Genrebezeichnungen dürfen nicht lediglich nach den oben herausgestellten Genrekategorien klassifiziert und aufsummiert werden. Am Beispiel der Liste von Frankfurt a.M. lässt sich das Problem gut veranschaulichen. Hier kommt die Bezeichnung „german hip hop“ 86-mal, die Bezeichnung „german cloud rap“ 67-mal und „deep german hip hop“ 64-mal vor. Auch wenn alle drei Genrebezeichnungen zweifelsfrei Teil der übergeordneten Kategorie „Hip-Hop/Rap“ sind, ergibt eine reine Addition ein absolutes Vorkommen von 217, obwohl die Liste lediglich 100 Lieder beinhaltet. Für die gesamte Datenauswertung würde dies bedeuten, dass insbesondere häufig auftretende und mehrfach untergliederte Genrekategorien wie „Hip-Hop/Rap“ klar überrepräsentiert sind und die Ergebnisse verfälschen, während kleinere Genregruppen wie „Indie/Alternative“ unterrepräsentiert abgebildet werden. Das zugrundeliegende Problem ist zum einen, dass die Klassengrenzen fließend sind. Schon Brownell und Caramazza formulierten die Schwierigkeiten der Ungenauigkeit und Unsicherheit bei sich überschneidenden Kategorien mit teilweise subjektiv eingeordneten Merkmalen (1978: 489). Die zweite Herausforderung ist, dass nicht bekannt ist, welche Lieder welchen unterschiedlichen Genrebezeichnungen zugeordnet sind. Auch wenn es mathematische Methoden zur Analyse von sich überschneidenden Klassen gibt, müsste wenigs-

tens die genaue Zuordnung klar sein, um die Überschneidung beispielsweise in einem Venn-Diagramm darzustellen. Da die Zuordnung allerdings von nicht einsehbaren Algorithmen des Streaming-Anbieters errechnet wird, ist dieses Problem statistisch nicht lösbar. Grund hierfür ist der im Kapitel 4.3 erläuterte Ansatz von Spotify, die Musik nicht nach statischen Kategorien zu sortieren, sondern ihr zahlreiche dynamische Beschreibungsmerkmale zuzuordnen. Die fortschreitend technisch geschickteren Algorithmen, welche diese Form der Charakterisierung von Musik erst ermöglichen, spielen dabei eine zentrale Rolle (Hracs et al. 2016: 242). Da bei der intransparenten Berechnung der Spotify-Algorithmen die exakten Genrebezeichnungen eines Titels ebenso wie die genauen Beziehungen der mehr als 2000 Bezeichnungen untereinander nicht einsehbar sind, muss eine alternative Lösung gefunden werden, auf die im folgenden Abschnitt eingegangen wird. Auf ein ähnliches Problem stieß schon van den Hoven, der Informationen von knapp 1000 niederländischen Spotify-Nutzern untersuchte und die Schwierigkeit von vermischten Variablen anmerkte (2015: 26). Auch in der bislang umfangreichsten Analyse von Spotify-Musikdaten wird auf die Limitationen bei der Datenverfügbarkeit hingewiesen, da viele nicht öffentlich zugänglich sind (Park et al. 2019: 235). Die Einteilung von Genres bleibt weiterhin eine wichtige Aufgabe in der Gewinnung von Musikdaten (Dixon et al. 2003: 1).

4.5.2 Annahmen der Klassifikationsmethode

Um dieser statistisch unlösbaren Aufgabe innerhalb der sogenannten „multiclass classification“ (Har-Peled et al. 2003: 809 ff) aus der Datenwissenschaft zu entgegnen, bieten sich drei verschiedene Lösungswege an. Die erste und einfachste Vorgehensweise ist sicherlich, von den insgesamt 157 Genrebezeichnungen auf EveryNoise nur elf zu verwenden – eine pro Kategorie. Dies sollten dann die am häufigsten auftauchenden Bezeichnungen für jede Genrekategorie sein. Auch wenn man hiermit jeglicher Überschneidungsproblematik aus dem Weg gehen kann, bedeutet dies einen erheblichen Informationsverlust und somit eine klar geschwächte Aussagekraft der gesamten Analyse. Für die Arbeit wurde sich daher bewusst gegen diese Methode entschieden. Der zweite Weg ist im Kontrast dazu, alle 157 Genrebezeichnungen einer der elf Genrekategorien zuzuteilen und diese dann für weitere Berechnungen aufzusummen, ohne die möglichen Überschneidungen zu beachten. Für die spätere Auswertung bedeutet dies wie oben angerissen, dass Kategorien wie „Hip-Hop/Rap“ oder „Pop“ aufgrund des häufigen Auftretens unverhältnismäßig überrepräsentiert und somit noch dominanter sind. Alle Maximal- und auch Minimalwerte dürfen dann nur stark relativiert betrachtet werden, sodass ebenfalls die Aussagekraft deutlich beeinträchtigt ist. Das beste Beispiel für ebendieses Verfahren bietet die in Kapitel 2 genannte journalistisch motivierte Datenanalyse der Spotify-Streams vom Juli diesen Jahres: Da Überschneidungen hier unbeachtet bleiben und die Musik lediglich grob in die

Genres Hip-Hop, Schlager und Pop eingeteilt wird, muss bei der Betrachtung der Daten von einer hohen Fehlerintensität ausgegangen werden (SPIEGEL Online 2019). Auch diese Vorgehensweise wurde daher für die Analyse ausgeschlossen. Die dritte und für die vorliegenden Berechnungen angewandte Klassifikationsmethode bemüht sich darum, einen Mittelweg zwischen den beiden erläuterten Varianten zu finden. Die Fehlerwahrscheinlichkeit bei der Genreeinteilung wird hierbei möglichst gering gehalten, auch wenn seltene Überschneidungen möglich sind. Durch die folgenden zwei Schritte wurden die 157 Genrebezeichnungen entweder gelöscht oder einer Kategorie zugeordnet:

Schritt 1: Beruhend auf der Annahme, dass einige Genrebezeichnungen definitiv in anderen enthalten sind, wurden alle entsprechenden Bezeichnungen aus dem Datensatz entfernt. Beispielsweise wird in der Kategorie „Hip-Hip/Rap“ angenommen, dass die Spotify-Bezeichnungen „bayerischer rap“, „deep german hip hop“ oder „german cloud rap“ immer auch die Bezeichnung „german hip hop“ haben und somit in dieser enthalten sind. Ein analoges Beispiel aus einer anderen Kategorie ist, dass Lieder mit den Bezeichnungen „german pop rock“, „ostrock“ und „german punk rock“ definitiv auch entweder mit „german rock“ oder aber „german punk“ betitelt sein müssen. Es entsteht sozusagen eine Handvoll übergeordneter Schlüsselbezeichnungen. Diese Annahmen können nicht mit vollständiger Sicherheit bewiesen werden, beruhen aber auf einer sowohl logischen als auch sorgfältig überlegten Vorgehensweise.

Schritt 2: Nachdem im ersten Schritt über 100 definitiv in übergeordneten Schlüsselkategorien vorkommende Genrebezeichnungen entfernt wurden, folgt der zweite Schritt im Umkehrschluss der Annahme, dass alle übrigen Bezeichnungen sich definitiv nicht überschneiden. Ausschlaggebend ist dabei, dass Spotify häufig nach der geographischen Herkunft der Musikrichtung unterscheidet. Die Kategorie Pop enthält nun z.B. nur noch Popmusik unterschiedlicher Länder: „albanian pop“, „australian pop“, „austropop“, „dutch pop“, „german pop“, „nyc pop“, „russian pop“, „turkish pop“ und „uk pop“. Überschneidungen können demnach ausgeschlossen werden. Es gibt allerdings auch kompliziertere Beispiele, wie die Kategorie „Rock“ zeigt. Neben der Schlüsselkategorie „german punk“ wird ebenfalls „electropunk“ als eigenständige Bezeichnung mit eingerechnet. Auch wenn sich der Unterschied textlich kaum ableiten lässt, wurde in vielen Fällen wie diesem der Datensatz genauer betrachtet, um eine Entscheidung treffen zu können. Wenn einige Städte dann die Bezeichnung „electropunk“ beinhalten – ohne dass „german punk“ vorkommt – kann davon ausgegangen werden, dass sich beide Kategorien nicht überschneiden. Am Ende des zweiten Schrittes wurden die übrigen 54 Schlüsselkategorien den 9 Genres (ohne Kindermusik und Hörspiel) zugeordnet. Für diese wurde dann pro Stadt ein aufsummierter Wert ermittelt, der nun die absolute Häufigkeit aller zusammengefassten Bezeichnungen innerhalb einer Genrekategorie in der Städte-Wiedergabeliste ausweist.

Am Ende der erläuterten Vorgehensweise bei der Genreklassifikation steht jedem Genre in jeder Stadt ein Wert gegenüber. Dieser impliziert, dass konkrete quantitative Aussagen getroffen werden können, z.B. wie häufig ein Genre in einer Stadt vorkommt oder auch wie viel mehr ein bestimmtes Genre innerhalb einer Stadt gegenüber einem anderen konsumiert wird. Solche Aussagen sind aber aufgrund einer bestehenden Fehlerwahrscheinlichkeit bei der Genrezuordnung nicht erlaubt. Sie würden einen Datensatz voraussetzen, der mehr als die 100 meistgehörten Lieder umfasst und diesen vor allem im Vorhinein genau eine Genrekategorie zuweist. Zulässig sind dagegen Aussagen zu regionalen Tendenzen und auffälligen räumlichen Mustern bei der Genreverteilung der Städte im Sinne der deskriptiven Statistik (Zimmermann-Janschitz 2014: 80 ff), die aus den Werten abgeleitet werden können. Aufgrund der wöchentlichen Aktualisierung und der daraus entstehenden veränderlichen Datenlage ist es ohnehin angebracht, Tendenzen herauszustellen anstatt quantitative Aussagen zu treffen. Dies gilt für jegliche auf die Genres bezogenen Behauptungen, jedoch nicht für Aussagen hinsichtlich der ausgewerteten Songparameter - diese wurden von Spotify ohne eine Abgrenzungs- oder Zuordnungsproblematik automatisiert errechnet.

4.6 Datenvisualisierung

Am Ende der Datenerhebung und anschließenden Klassifikation steht eine Bandbreite von Daten zur Verfügung, die im nächsten Schritt visualisiert und später ausgewertet werden. Durch diesen Verarbeitungsschritt werden die gesammelten Primär- zu Sekundärdaten. Kern der Visualisierung ist das kostenlose Geoinformationssystem QGIS⁹ (QGIS Development Team 2018), welches auf Open-Source-Software beruht und die Erfassung, Analyse sowie Präsentation von digitalen raumbezogenen Daten ermöglicht (Bill 2016: 8). Das QGIS-Projekt steht im Mittelpunkt der vorliegenden Analyse, weil hier alle relevanten Daten gebündelt betrachtet, verglichen und interpretiert werden können. Dafür ist eine Reihe von technischen Arbeitsschritten notwendig, die im Folgenden genauer beleuchtet werden. Dem QGIS-Projekt liegen vier verschiedene Datenflüsse zugrunde (Abbildung 6). Am wichtigsten bei der Visualisierung geographischer Informationen ist erstens eine Hintergrundkarte. Damit es verschiedene Darstellungsformen gibt, wurden für die Analyse drei Karten gewählt, die im Projekt als WMS vorliegen. Das bedeutet, dass die räumlichen Daten nicht lokal gespeichert sind, sondern über eine Schnittstelle zum Server des Datenanbieters abgerufen werden. In diesem Fall werden die Hintergrundkarten des GIS-Projekts über verschiedene WMS bemüht: Karten von Open Street Map, einem kostenlosen, Community-basierten Geodatenprojekt (Batty et al. 2010: 6), sowie des Anbieters Stamen (Stamen Design LLC 2019) dienen hauptsächlich einem Gestaltungsspielraum im GIS. Für die abschließende Präsentation wurde insbesondere die minimalistische Light-Version des Unternehmens Carto (CartoDB Inc. 2019) genutzt.

⁹ Version 3.4.11, Herausgeber QGIS Development Team (<https://www.qgis.org/de/site>)

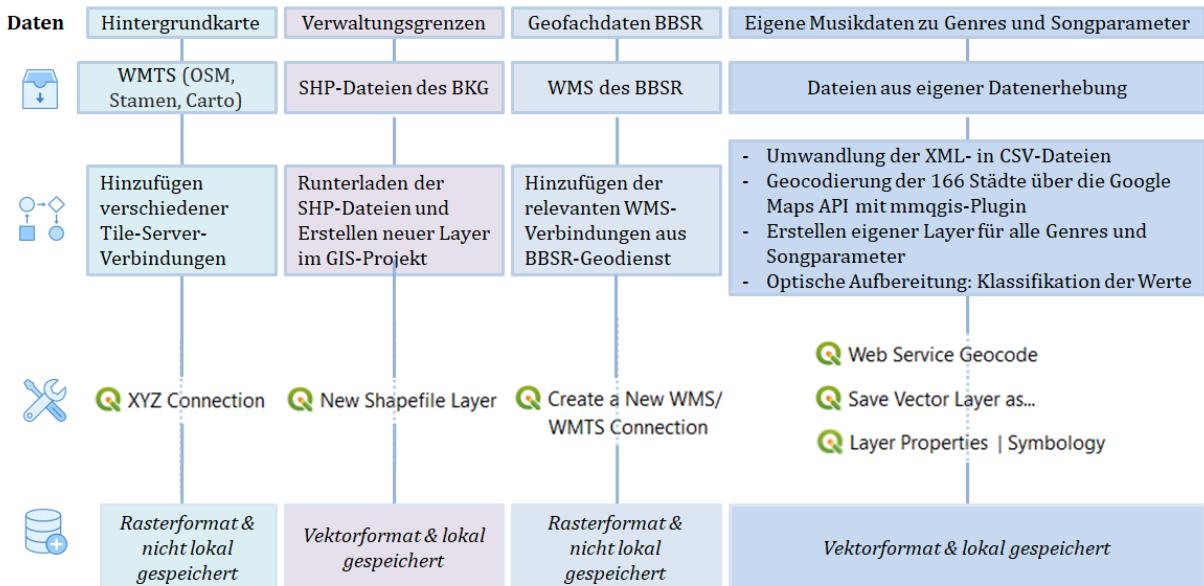


Abbildung 5 Technischer Workflow der vier Datenflüsse im QGIS-Projekt, eigene Darstellung

Als zweites sind administrative Verwaltungsgrenzen notwendig, um eine genauere räumliche Beziehung herstellen zu können. Das Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG) bietet von der Bundes- bis hin zur Kreisebene Geodaten zu administrativen Grenzen an und eignet sich somit als Bezugsquelle. Die relevanten SHP-Dateien liegen im QGIS-Projekt als eigene Layer vor, um später Verschneidungen zu ermöglichen. Im Gegensatz zu den Hintergrundkarten als Raster-Layer sind die Verwaltungsgrenzen im Vektorformat. Der Vorteil von Vektordaten ist im Wesentlichen, dass die graphische Grundstruktur auf Punkten, Linien und deren Nachbarschaftsbeziehungen basiert. Dies hat zur Folge, dass wegen einer recht geringen Datenmenge in kurzer Zeit zahlreiche Rechenoperationen möglich sind, während Rasterdaten aufgrund einer pixelbasierten Flächenstruktur große Datenmengen und somit lange Rechenoperationen erforderlich machen (Bill 2016: 29 ff). Der dritte Datenstrang besteht aus den vom Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) erhobenen Geodaten. Diese werden für einen anschließenden Vergleich mit den Musikdaten herangezogen und können ebenfalls mittels eines WMS des BBSR im QGIS-Projekt visualisiert werden. Während das BBSR insgesamt knapp 200 verschiedene sozialräumliche und stadtgeographische Karten bereitstellt, werden für die Analyse sechs ausschlaggebende Karten verwendet. Der letzte und sicherlich zeitintensivste Datenfluss beruht auf den erhobenen Musikdatensätzen. Diese sind das Ergebnis der thematisierten Klassifikation samt aller musikbezogenen Informationen: Einer besteht aus der Datensammlung zu den elf herausgearbeiteten Genres, der andere beinhaltet alle Daten zu den sieben erläuterten Songparametern aus Kapitel 4.2. Auf Basis der folgenden zwei Formeln wurden die Werte in den Excel-Dateien berechnet:

$$W_{Genewert} = x_{Faktor} \times \sum_1^n Schlüsselbezeichnungen$$

$$M_{Songparameter} = \frac{\sum_1^n Parameter}{n}$$

W ist der anschließend kartierte Wert einer jeden Genrekategorie, während M die Mittelwerte der Songparameter angibt. Die Variable n verkörpert die Anzahl der Städte-Wiedergabelisten. Da die Dateien bis auf die Städtenamen bis dahin ohne Raumbezug sind, muss dieser für die Visualisierung im GIS mittels des Plugins „mmqgis“ hergestellt werden. Durch das Plugin können angegebene Orte aus CSV-Dateien im Rahmen von automatisierten Google-Abfragen geocodiert werden. Das Ergebnis ist eine Geopackage-Datei, die alle 166 Städte der Spotify-Wiedergabelisten kartiert und gleichzeitig die Informationen aus Excel in die Attributmaske übernimmt. Für alle Genres und Songparameter wurden anschließend einzelne Punktlayer im GIS erstellt, um die Daten getrennt voneinander visualisieren zu können. Die Attributabelle jedes Layers mit Musikdaten enthält dadurch nur noch einen Wert pro Stadt, der auf der Karte angezeigt werden kann. An dieser Stelle sollte nochmals erwähnt werden, dass die ermittelten Werte der Songparameter auf Mittelwerte der Ergebnisse von Spotify-Algorithmen gestützt sind, während der Wert eines Genres wie in Kapitel 4.5 herausgestellt der Veranschaulichung von Tendenzen und geographischen Auffälligkeiten dient. Je nach Wertebereich des einzelnen Punktlayers ist in der Folge eine abgestufte Klassifizierung mit entsprechender Farbabfolge und Punktgröße definiert worden, um die Aussagekraft der Daten zu verbessern. Eine graduelle Darstellung ist besonders bei der Visualisierung von numerischen Verteilungen empfehlenswert (Graser 2016: 118). Die Klassengrenzen sind dabei äquidistant, während die Klassenanzahl gemäß des Wertebereichs zwischen vier und fünf variiert. In einem nächsten Schritt wurden die Punktdaten auf die gesamte Fläche Deutschlands hochgerechnet. Weil dafür verschiedene Interpolationswerkzeuge in QGIS angewandt werden können, ist zunächst die Methode ausschlaggebend. Für diese Analyse werden Thiessen-Polygone der Voronoi-Interpolation erzeugt, was in der späteren Diskussion thematisiert wird. Das Werkzeug in QGIS kreiert unter Angabe der gewünschten Ausdehnung eine Geopackage-Datei, die im Anschluss mit dem entsprechenden Verarbeitungswerkzeug auf die Shapedatei der Bundesgrenze zugeschnitten wurde (Abbildung 7). Weiterhin wurden mit ebendieser Vorgehensweise einige Daten zu spezifischen Einzelanalysen visualisiert. Beispielsweise zeigen mehrere Layer den Konsum von Musikrichtungen aus bestimmten Ländern und Kulturräumen in den deutschen Städten oder das Vorkommen von Karnevalsmusik im Rheinland. Im Zusammenhang mit den einzelnen Auswertungen wurden QGIS-Werkzeuge zur Pufferbildung, Knotenbearbeitung, Nachbaranalyse und Umwandlung von Polygonen zu Linien für einzelne technische Schritte angewandt.

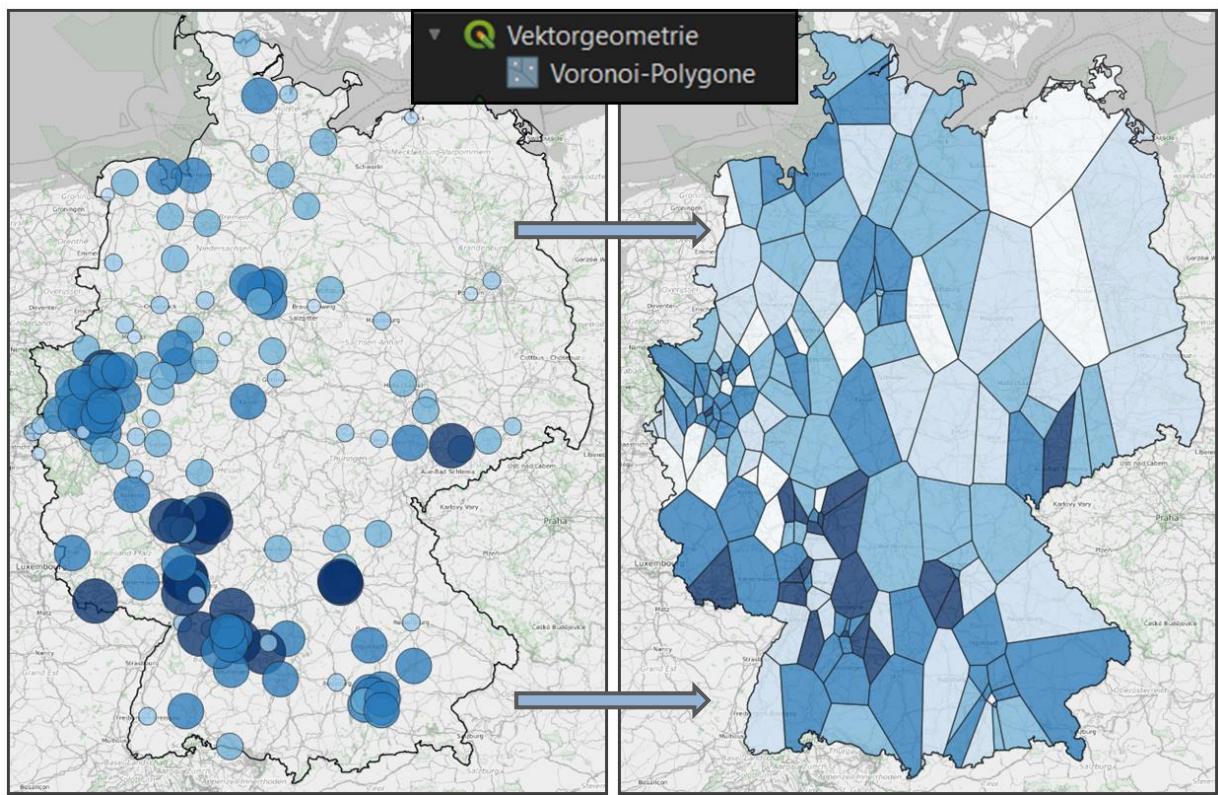


Abbildung 6 Voronoi-Interpolation der Punktdaten auf die gesamte Fläche Deutschlands (Veranschaulichung der methodischen Vorgehensweise, nicht der kartographischen Ergebnisse), eigene Darstellung

4.7 Datenauswertung

Der letzte methodische Schritt beinhaltet die Auswertung der zuvor illustrierten Daten. Dafür wurden in dieser Arbeit drei verschiedene Darstellungsformen gewählt, die in der Folge kurz erklärt werden.

I. Darstellungsform Einige Ergebnisse werden als Kartenausschnitte in dieser Arbeit dargestellt und kommen direkt aus dem QGIS-Projekt. Die Auswertungsmethode ist in diesem Fall optischer Natur und beruht auf der zuvor erstellten abgestuften Klassifikation. Für die Auswertung der Musikdaten werden insbesondere die Punktlayer verwendet. Der Vergleich mit den stadtgeographischen und sozioökonomischen Daten hingegen macht eine flächendeckende Betrachtung praktikabel, weshalb die BBSR-Raumdaten sowie die Interpolationsflächen der Musikdaten analog zu sehen seien sollten. Eine Auseinandersetzung mit der Wahl dieser Darstellungsform – insbesondere im Kontrast zu einer alternativen Verschneidung beider Datensätze zu einem – erfolgt in der späteren Diskussion.

II. Darstellungsform: Neben der kartographischen Darstellung werden wichtige Erkenntnisse in Grafiken sowie Tabellen präsentiert. Jede Abbildung basiert auf einer der beiden grundlegenden Excel-Dateien der Genres oder Songparameter, aus denen auch die spätere Berechnung statistischer Signifikanzen hervorgeht. Neben mehreren statistischen Auswertungen mit Excel basieren einige Grafiken auf der kostenlosen Webanwendung RAWGraphs¹⁰, welche die Herausgeber für „die Visualisierung statistischer Daten und deren Weiterverarbeitung“ (Mauri et al. 2017) programmiert haben.

III. Darstellungsform: Als drittes werden die Ergebnisse der Visualisierung in einem WebGIS online zur Verfügung gestellt. In der wissenschaftlichen Literatur werden einem WebGIS neben der Darstellungs- auch Bearbeitungsfunktionen zugesprochen (Ehlers und Schiewe 2012: 56), die bis auf eine Auswahl der verschiedenen Layer nicht vorgesehen sind. Die Anwendung kann in diesem Fall als Web-Mapping charakterisiert werden (ebd.). Im Gegensatz zu den Kartenausschnitten innerhalb dieser Arbeit dient das WebGIS insbesondere zur Präsentation der eigens erhobenen Musikdaten und weniger zum Abgleich mit den BBSR-Raumdaten. Mittels des Plugins QGIS Cloud können die Layer eines Projekts über eine von QGIS bereitgestellte URL veröffentlicht und von jedermann angesehen werden. Für Mitglieder stellt die Anwendung eine geringe Speicherkapazität auf dem Server kostenlos bereit und veröffentlicht die Karte mit bereits fertigen Bedienwerkzeugen zur Layer-Auswahl, Suche und Transparenz. Zusätzlich kann die Karte vor der Veröffentlichung mit einem kleinen Baukasten im Hinblick auf die gewünschten Layer bearbeitet werden, während danach einige Modifikationen über den persönlichen Zugang bei QGIS Cloud hinsichtlich Zoomstufe, Suchleiste und die WMS-Hintergrundkarten möglich sind. Für das Projekt wurde über einen Anbieter¹¹ eine Domain mit zwölfmonatiger Laufzeit erworben, unter welcher eine Übersichtsseite aufgerufen werden kann. Diese stellt die wesentlichen Aspekte der Arbeit vor und dient dazu zum Download der wichtigsten Dokumente: Die zwei zugrundeliegenden Excel-Tabellen mit den Musikdaten sowie die Arbeit selbst. Weiterhin ist auf der Übersichtsseite das WebGIS über QGIS Cloud verlinkt, sodass die Ergebnisse der Musikkartierung vereinfacht abgerufen werden können. Die Übersichtsseite sollte für den Ergebnisteil zwingend genutzt werden und ist abrufbar unter: <https://genremap.de> Insgesamt soll die Kombination aller genannten Darstellungsformen eine optimale Datenauswertung ermöglichen, die sowohl auf der Untersuchung aus dem GIS-Projekt als auch auf den statistischen Visualisierungen mittels verschiedener Grafiken basiert. Nach der abschnittsweisen Ausarbeitung der methodischen und technischen Vorgehensweise folgt nun mit den empirischen Ergebnissen samt Diskussion der inhaltliche Kern der vorliegenden Arbeit.

¹⁰ Herausgeber: Mauri et al., Mailand, Italien (<https://app.rawgraphs.io/>)

¹¹ checkdomain GmbH, Lübeck (<https://www.checkdomain.de/>)

5. Ergebnisse der empirischen Analyse

5.1 Geographische Muster der Musikdaten

In diesem Kapitel wird in einem ersten Schritt auf die erkennbaren geographischen Muster in der Musiklandschaft Deutschlands eingegangen. Die Ergebnisse beruhen im ersten Teil auf den erhobenen musikbezogenen Daten. Der stadtgeographische und sozioökonomische Kontext durch den Vergleich mit Geofachdaten des BBSR erfolgt in einem zweiten Schritt im Kapitel 5.2. Vor der Darlegung der Ergebnisse soll kurz daran erinnert werden, dass es speziell um die Musik geht, die nach der Auswertung lokal oder regional über den gesamten Durchschnitt hinausgeht.

5.1.1 Genres

Die Darstellung der dominanten Genres aller 166 Städte zeigt eine deutliche Ungleichverteilung. Sowohl aus den Grafiken (Abbildungen 7 und 8) als auch aus der Kartierung (Abbildung 9) geht hervor, dass das Genre Hip-Hop/Rap mit Abstand am häufigsten in den Listen überwiegt, gefolgt von Popmusik. Die Blockgröße und Farbtiefe der Baumkarte repräsentiert hierbei, wie dominant die Genres im gesamten Vergleich sind. Genau zwei Drittel der deutschen Städte werden vom Hip-Hop/Rap-Konsum dominiert. Sowohl Rock/Punk- als auch Indie/Alternative-Musik tritt vereinzelt lokal als meistgehörtes Genre auf, was besonders auf der Karte deutlich wird. Am stärksten ist die Dominanz in Süddeutschland, wo nur mit Ausnahme von München (Schlager/Volksmusik) in allen Städten Bayerns und Baden-Württembergs vorrangig entweder Hip-Hop/Rap-Musik oder Popmusik gehört wird. Ähnlich ist die Verteilung in Norddeutschland,

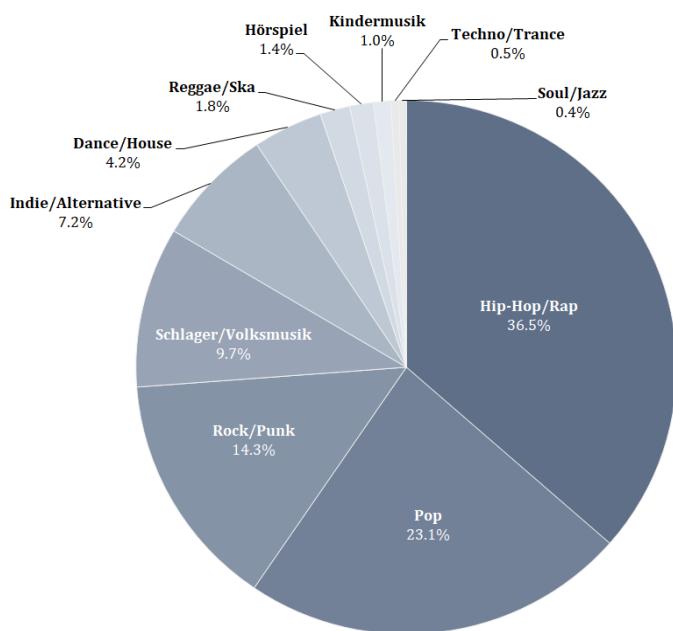


Abbildung 8 Anteil der 11 Genrekategorien am gesamten Datensatz, eigene Darstellung

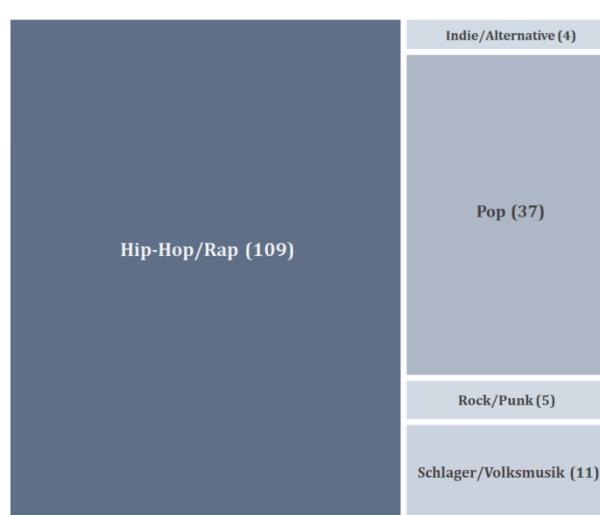


Abbildung 7 Anzahl der Kategorien als meistgehörtes Genre in einer Stadt, eigene Darstellung

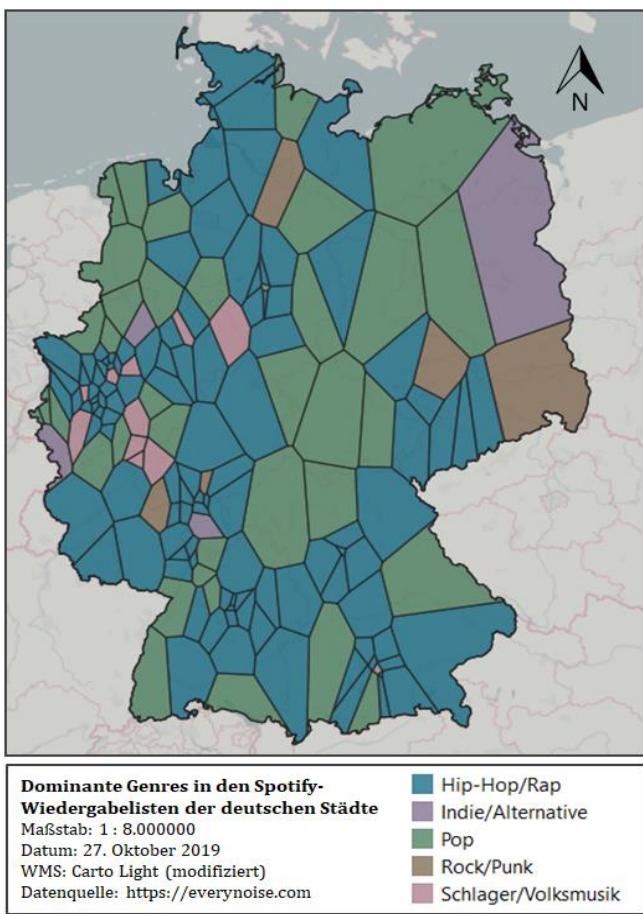


Abbildung 9 Kartierung der meistgehörten Genres in einer Stadt (nach Interpolation), eigene Darstellung

wo 30 der 32 Städte in Schleswig-Holstein, Mecklenburg-Vorpommern, Brandenburg, Niedersachsen und Sachsen-Anhalt ebenfalls von einem der beiden Genres dominiert werden. Auch hier sind die Metropolen die einzige Ausnahme: Hamburg hört am meisten Rock/Punk, während in Berlin Indie/Alternative am häufigsten in der Wiedergabeliste aufzufinden ist. Im Osten des Landes fällt auf, dass die beiden Großstädte Dresden und Leipzig mit Rock/Punk-Musik aus dem vorrangigen Muster herausstechen. Die stärkste Durchmischung ist in West- und Südwestdeutschland zu erkennen. Obwohl besonders das Ruhrgebiet geprägt vom Hip-Hop/Rap-Konsum ist, treten nur im Westen alle fünf verschiedenen maximalen Genres auf. Insbesondere sticht dabei die Konzentration von Schlager/Volksmusik heraus, die – bis auf die o.g.

Ausnahme von München weiter im Süden - alle nordrheinwestfälischen oder nördlichen Städten in Rheinland-Pfalz zugeordnet werden können. Dance/House, Reggae/Ska, Soul/Jazz und Techno/Trance kommen nirgendwo als meistgehörte Genres vor, ebenso wie die beiden speziellen Kategorien Hörspiel und Kindermusik. Insgesamt lässt sich bis auf die genannte Konzentration von Schlager im Westen sowie vereinzelten Ausnahmen von Indie/Alternative und Rock/Punk-Musik in einigen deutschen Großstädten eine deutliche Dominanz von Pop- und vor allem Hip-Hop/Rap-Musik festhalten. Im Folgenden werden nun die regionalen Verteilungen der einzelnen Genres betrachtet. Es bietet sich an, zunächst nach dem Vorkommen im Datensatz vorzugehen. Nur die beiden Genrekategorien Hip-Hop/Rap sowie Popmusik kommen in allen Wiedergabelisten vor, dicht gefolgt von Rock/Punk-Musik (163 der 166 Städte). Danach wird in absteigender Reihenfolge auf die immer weniger substantiellen Genres eingegangen, bevor am Ende die beiden Sonderkategorien folgen. An dieser Stelle ist es zur Veranschaulichung notwendig, die kartographischen Ergebnisse aus dem WebGIS parallel zu betrachten.

Hip-Hop/Rap (166/166): Das Genre Hip-Hop/Rap erreicht in den drei Metropolregionen Frankfurt/Main-Rhein, Mannheim/Rhein-Neckar und der Metropolregion Stuttgart deutliche Höchstwerte, wodurch sich eine punktuelle Konzentration in Südwestdeutschland abbildet. Außerdem sind viele hohe Werte im Rhein/Ruhr-Gebiet sichtbar. Im gesamten Bundesgebiet fällt auf, dass die Spitzenwerte meist nicht in den Wiedergabelisten der Großstädte, sondern in kleineren Orten in unmittelbarer Nähe auftreten. Dies gilt beispielsweise auch für Limbach-Oberfrohna bei Leipzig, Zirndorf und Oberasbach bei Nürnberg oder Hilden bei Düsseldorf. Außerdem ist zu erkennen, dass die Wiedergabelisten der nord- und ostdeutschen Bundesländer bis auf einzelne Ausnahmen wenig Hip-Hop/Rap enthalten.

Pop (166/166): Die räumliche Verteilung der Popmusik stellt gewissermaßen das Gegenstück zum Genre Hip-Hop/Rap dar: Besonders in den genannten Metropolregionen im Südwesten und im Ruhrgebiet beinhalten die Listen wenig Popmusik. Insgesamt ist aber eine vergleichsweise ausgeglichene Verbreitung im Land zu sehen. Neben einzelnen Hochwerten in Ostdeutschland wird eine stärkere Konzentration in NRW um das Ruhrgebiet herum sowie in den Grenzregionen zu Rheinland-Pfalz und Niedersachsen deutlich.

Rock/Punk (163/166): Das Auftreten von Rock/Punk-Musik in den Wiedergabelisten lässt sich als fragmentiert beschreiben. Am markantesten ist die konstant hohe Konzentration in allen ostdeutschen Bundesländern, welche in Sachsen's Großstädten Dresden und Chemnitz sowie in Halle und Gera ihre Spitzenwerte findet. Daneben sticht sowohl ein Korridor an Kleinstädten zwischen Aachen und Frankfurt als auch weiter nördlich zwischen Meppen und Göttingen mit besonders viel Rock/Punk-Musik hervor. Cluster mit besonders geringem Vorkommen des gelisteten Genres sind das Ruhrgebiet und nördliche Baden-Württemberg.

Reggae/Ska (126/166): Die Musik des Genres Reggae/Ska kommt besonders in den Wiedergabelisten von süd- und ostdeutschen Städten vor: Die Hälfte der 20 höchsten Werte sind in Bayern oder Baden-Württemberg zu verorten, während trotz der geringen Datenmenge 20% in Sachsen oder Sachsen-Anhalt wiederzufinden sind. Mit Kiel und Hamburg wird das Genre auch von norddeutschen Nutzern viel gehört. NRW ist hingegen sehr gespalten. Im Rheinland und in Südwesfalen treten durchschnittliche Werte auf, wogegen im Münsterland und in Ostwestfalen nur sehr wenig Reggae/Ska-Musik konsumiert wird. Im Ruhrgebiet findet sich die Genrekategorie oftmals gar nicht in der Wiedergabeliste wieder. Ähnlich geringe Werte sind in den Metropolregionen Frankfurt/Main-Rhein und Stuttgart zu verzeichnen.

Dance/House (125/166): Mit neun von zehn Spitzenwerten tritt Dance- und House-Musik überwiegend in den Wiedergabelisten der nordrheinwestfälischen Städte auf. Auch hier ist aber deutlich, dass diese vor allem nicht im, sondern um das Ruhrgebiet herum liegen. Obwohl in den

Listen der Metropolregionen Frankfurt/Main-Rhein, Mannheim/Rhein-Neckar, und Stuttgart wenig Dance/House-Musik vorkommt, gibt es mit Darmstadt oder Karlsruhe in dieser Gegend auffällige Ausnahmen. Die nördlichsten Städte Deutschlands dagegen zeigen einheitlich niedrige Werte des Genres im Konsum bei Spotify.

Schlager/Volksmusik (121/166): Eine sehr auffällige räumliche Ballung kann in der Schlager und Volksmusik beobachtet werden. Fast alle Listen der Städte in NRW sowie im nördlichen Rheinland-Pfalz lassen sich durch ein großes Vorkommen dieser Genrekategorie charakterisieren. Besonders die Wiedergabelisten von Dortmund, Bochum und Pulheim fallen auf. Daneben wird eine hohe Konzentration in einigen süddeutschen Städten wie München, Nürnberg, Heidelberg und Walldorf deutlich. Auch hier fällt auf, dass die Spotify-Nutzer der nördlichsten Städte bis auf Aurich kaum Schlager oder Volksmusik hören.

Indie/Alternative (119/166): Obwohl die geographische Verteilung der Genrekategorie Indie/Alternative in Deutschland vergleichsweise ausgeglichen ist, stechen hohe Werte in den Wiedergabelisten ostdeutscher Städte hervor. Neben Berlin, Potsdam und Erfurt die Nutzer aus dem Osten des Landes nahezu überall einen ausgeprägten Indie/Alternative-Konsum. Darüber hinaus ist erkennbar, dass sich besonders in der Metropolregion Rhein/Ruhr geringe Werte in den Listen auszeichnen.

Techno/Trance (33/166): Diese Genrekategorie tritt in knapp 20% aller Wiedergabelisten auf. Es stechen die beiden Zentren Münster und Berlin mit deutlichen Höchstwerten heraus. Daneben kann eine überdurchschnittliche Konzentration in der Region Aachen an der niederländischen Grenze sowie in Freiburg beobachtet werden. Mit wenigen Ausnahmen sind die Wiedergabelisten der Metropolregionen Rhein/Ruhr, Frankfurt/Main-Rhein, Mannheim/Rhein-Neckar und Stuttgart gänzlich ohne Techno/Trance-Musikstücke.

Soul/Jazz (22/166): Mit einem Vorkommen in rund einem Achtel der Wiedergabelisten ist die Genrekategorie Soul/Jazz am geringsten vertreten. Dennoch ist eine recht gleichmäßige Verteilung im gesamten Land festzuhalten. Es sind Höchstwerte in Aachen, Münster, Darmstadt, Heidelberg und Karlsruhe, also im Westen und Südwesten des Landes sichtbar.

Hörspiel (75/166) und **Kindermusik** (69/166): Die regionale Verteilung der Sonderkategorien ist enorm ähnlich. Die räumliche Ballung beider Kategorien im Norden und Nordwesten Deutschlands ist nicht zu übersehen. Betrachtet man das gesamte Bundesgebiet, ist eine geographische Zweiteilung evident. Dabei ist das Auftreten von Kindermusik in den Wiedergabelisten noch deutlicher konzentriert, wogegen Hörspiele mit einer etwas größeren Streuung auftreten. Insgesamt bleibt aber trotzdem das Ergebnis, dass beide Kategorien in den Listen der südlichen Bundesländer Bayern und Baden-Württemberg fast gar nicht zu verzeichnen sind.

5.1.2 Songparameter

Nach der räumlichen Verteilung der Genres werden nun nach gleichem Muster die Ergebnisse der Auswertung aller relevanten Songparameter präsentiert. Diese konnten durch Mittelwerte für alle Wiedergabelisten gleichermaßen berechnet werden. Während die Definitionen der Songparameter im Kapitel 4.2 des methodischen Teils bereits genauer beleuchtet wurden, folgt die Bewertung der Aussagekraft in der anschließenden Diskussion.

BPM (Schläge pro Minute): Wie bereits erklärt, kann mittels der Einheit BPM das Tempo der Musikstücke kartiert werden. Schnelle Lieder sind besonders in den Listen der ostdeutschen Städte zu finden. Auch einige Städte in Norddeutschland zeigen einen hohen Anteil schneller Lieder, beispielsweise Bremen, Hamburg und Kiel. NRW weist eine durchmischte Verteilung auf, wobei erneut Rheinland und Ruhrgebiet im Vergleich zum Rest des Bundeslandes mit geringen Mittelwerten herausstechen. Die durchschnittlich langsamsten Lieder werden speziell in Süddeutschland gehört, wo besonders die Metropolregion Frankfurt/Main-Rhein und Stuttgart auffallen.

Danceability (Tanzbarkeit): Im Gegensatz dazu fallen die genannten Regionen um Frankfurt und Stuttgart sowie auch Mannheim besonders mit hohen Mittelwerten des Spotify-Parameters ins Auge, der die Tanzbarkeit der Musikstücke misst. Hier liegen mehr als die Hälfte der 20 Höchstwerte. Auch die Wiedergabelisten der Städte im Rhein/Ruhr-Gebiet zeichnen sich durch einen hohen Anteil tanzbarer Lieder aus. Weniger tanzbare Musik misst Spotify dagegen in allen ostdeutschen und einigen norddeutschen Orten.

Energy (Energie): Energiegeladene Lieder kennzeichnen besonders die Wiedergabelisten aus NRW. Zusammen mit drei Städten im nördlichen Rheinland-Pfalz liegen hier mehr als drei Viertel der 20 höchsten Mittelwerte. Während die ostdeutschen Städte im Durchschnitt liegen, weist der Süden bis auf wenige Ausnahmen Listen mit vergleichsweise energieärmer Musik auf. Auffällig ist auch ein Gefälle der Mittelwerte in einigen Regionen, wo die zentralen Großstädte wesentlich geringere Werte aufweisen als ihr Umland. Dies ist z.B. in den Regionen München, Stuttgart, Mannheim, Bonn und Bremen markant.

Valence (Positivität): Vier der zehn Höchstwerte des Spotify-Parameters zur Messung von Positivität in Musikstücken sind bayrischen Städten zuzuordnen. Daneben verzeichnen ebenfalls die Wiedergabelisten aus Rheinland, Münsterland, Ostwestfalen und dem südlichen Niedersachsen höhere Werte. Bei genauerer Betrachtung ist auch erkennbar, dass die Städte entlang der niederländischen Grenze (Aurich, Meppen, Borken, Heinsberg und Gangelt) von positiven Messungen geprägt sind. Die geringsten Werte liegen vor allem in den Metropolregionen Frankfurt/Main-Rhein, Mannheim/Rhein-Neckar und Stuttgart.

Speechiness (Sprachanteil): Der Sprachanteil in der Musiklandschaft Deutschlands ist im Vergleich zu den anderen Parametern ausgeglichen. Trotzdem kann der Kartierung entnommen werden, dass die Musikstücke aus den Regionen Frankfurt/Main-Rhein, Stuttgart und Nürnberg sowie dem Rheinland mehr gesprochene Wörter beinhalten, wohingegen besonders die Wiedergabelisten der Grenzregion zwischen NRW und Niedersachsen sowie einiger ostdeutscher Orte von wenig sprachreicher Musik geprägt sind.

Popularity (Popularität): Ein großer Unterschied in der räumlichen Verteilung populärer Musik ist nicht zu erkennen. Tendenziell beinhalten die Städte-Wiedergabelisten in Sachsen, Thüringen und Sachsen-Anhalt weniger populäre Lieder. Im Gegensatz dazu zeichnet sich NRW und Baden-Württemberg durch populäre Lieder aus. Die merkbar auffälligste Verteilung ist jedoch nicht räumlich, sondern vielmehr stadttypisch und wird in Kürze durch die stadtgeographische Einordnung thematisiert.

Year (Erscheinungsjahr): Auch die Mittelwerte des Alters aller Lieder in den 166 Städten wurden mittels des Erscheinungsjahres errechnet und in die Analyse aufgenommen. Es fällt ins Auge, dass sechs der zehn höchsten Mittelwerte und somit musikalisch ältesten Wiedergabelisten in Ostdeutschland zu lokalisieren sind. Auch nahe der niedersächsisch-nordrheinwestfälischen Grenze lässt sich ein Flur mit im Schnitt älteren Liedern verorten. Die Listen mit den jüngsten Liedern und somit geringsten Durchschnittswerten beim Alter gehören überwiegend zu Städten im Raum Frankfurt/Main-Rhein und Stuttgart.

5.2 Vergleich von Musik- und BBSR-Raumdaten

Nachdem nun die räumliche Verteilung der Musikdaten hinsichtlich der Genrekategorien sowie der Songparameter in Deutschland dargestellt wurden, folgen in diesem Abschnitt die Ergebnisse aus dem Vergleich mit den Geofachdaten, die primär vom BBSR bezogen wurden. Der Vergleich untergliedert sich in sechs geographisch relevante Einordnungen, für die einzelne Vergleichsindikatoren herangezogen wurden. Während der erste Teil die Musikdaten in Bezug zur Bevölkerungszahl der Städte, Bevölkerungsentwicklung der umliegenden Kreise, den Verdichtungsräumen der MKRO (Ministerkonferenz für Raumordnung) sowie dem BIP/Kopf setzt, beinhaltet der zweite Teil die Relation zu Studierenden- und Arbeitslosenanteil der Städte. Dieser zweite, sozialgeographische Teil unterliegt einer später diskutierten Limitation. Auch die Wahl der Vergleichsindikatoren des BBSR wird in der Diskussion explizit thematisiert. Das Kapitel schließt mit der Berechnung von einigen statistischer Signifikanzen, um die Ergebnisse zu Erkenntnissen und später zu Hypothesen aufzuwerten.

5.2.1 Stadtgeographische und sozioökonomische Einordnung

I. Musik und Stadtgröße (nach Bevölkerungszahl)

Abbildung 10 visualisiert die Verteilung der häufigsten sechs Genres in Abhängigkeit zur Einwohnerzahl der Städte¹². Die auffälligste Verteilung betrifft die Genrekategorie Hip-Hop/Rap. Es ist erkennbar, dass besonders kleinere Städte im Datensatz tendenziell ein höheres Vorkommen dieser Kategorie verzeichnen, während mit zunehmender Größe der Stadt ausgeglichene Werte zu sehen sind. Eine ähnliche Verteilung trifft auf das weniger häufig vorkommende Genre Schlager/Volksmusik zu, bei dem besonders Klein- und Mittelstädte mit unter 100.000 Einwohnern (Heineberg et al. 2017: 28) hohe Werte verzeichnen. Außerdem ist sichtbar, dass die Kategorie Indie/Alternative in den Wiedergabelisten ebendieser Klein- und Mittelstädte kaum wiederzufinden ist, dafür insbesondere in kleinen Großstädten. Die weiteren drei Genrekategorien zeichnen keine deutliche Verteilung ab. Bei diesen wird dennoch ersichtlich, dass die Häufigkeit von Popmusik ($md = 12,74$) sowie Rock/Punk ($md = 12,38$) von einer starken, Dance/House ($md = 3,43$) dagegen von einer schwachen Streuung geprägt ist - was neben der Grafik auch die mittlere Abweichung (md) statistisch zeigt. In einem getrennten Koordinatensystem sind die drei am seltensten auftretenden Genres und die Sonderkategorien dargestellt (Abbildung 11). Neben den Genreverteilungen wurden die Songparameter in Bezug zur Einwohnerzahl gesetzt (Abbildung 12).

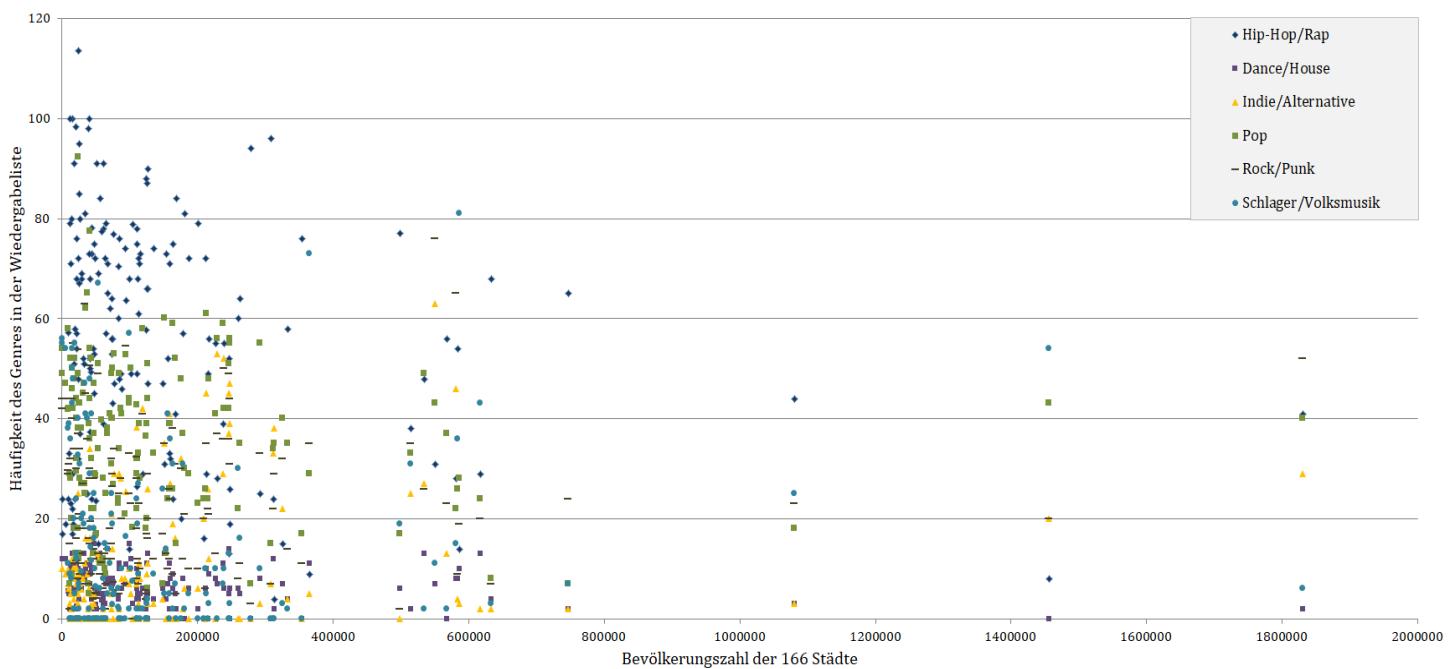


Abbildung 10 Koordinatensystem zur Verteilung der häufigen Genrekategorien nach Bevölkerungszahl, eigene Darstellung

¹² Statistische Ämter des Bundes und der Länder, Stand 31. Dezember 2017

Hier ist zu sehen, dass die Popularität der Lieder in sehr vielen Fällen mit der Stadtgröße abnimmt. Dieser Erscheinung war schon bei der kartographischen Auswertung auffällig. Bis auf zwei Ausnahmen überschneiden sich die 15 größten Städte Deutschlands mit den Orten im Datensatz, deren Musik in der Wiedergabeliste im Schnitt als am unpopulärsten gemessen wurde. Darüber hinaus sind die Mittelwerte des Parameters Energy besonders in den Listen von Klein- und Mittelstädten hoch und nehmen mit der Stadtgröße ebenfalls tendenziell ab. Für die Parameter Danceability, Valence und Speechiness lässt sich kein eindeutiger Trend feststellen. Das Alter und der BPM-Durchschnitt wurden aufgrund der verschiedenen Skalierung nicht mit in die Abbildungen aufgenommen. Die Berechnungen zeigen, dass die Musik der größten 50 Städte im Schnitt rund ein halbes Jahr älter ist als die der 50 kleinsten (3,8 und 3,5 Jahre), wogegen das Tempo der Musik beider Gruppen nahezu identisch ist (123,8 und 124,4 BPM).

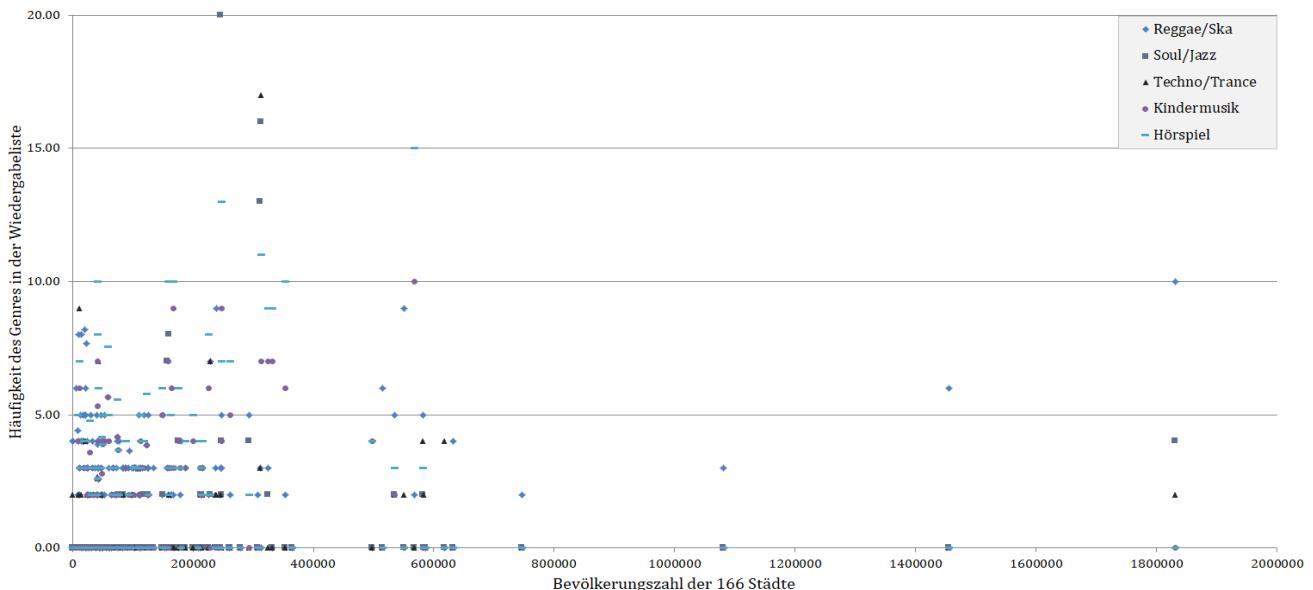


Abbildung 11 Koordinatensystem zur Verteilung der seltenen Genrekategorien nach Bevölkerungszahl, eigene Darstellung

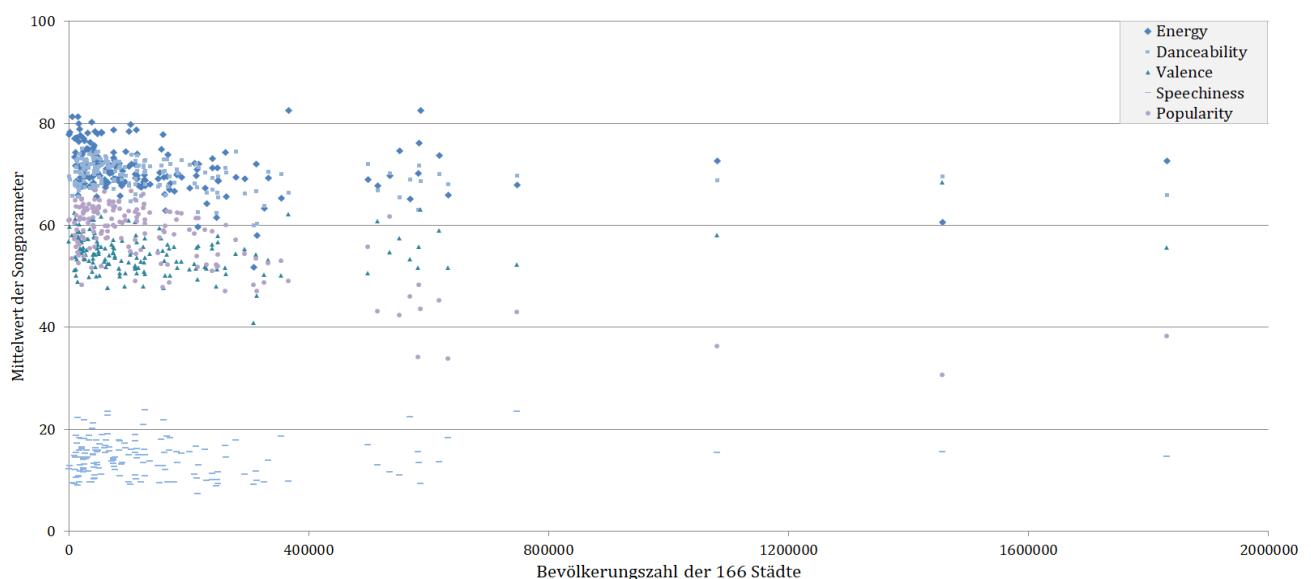


Abbildung 12 Koordinatensystem zur Verteilung der Songparameter nach Bevölkerungszahl, eigene Darstellung

II. Musik und Verdichtungsräume

Von den 166 betrachteten Städten liegen mit 129 etwas mehr als Dreiviertel in einem Verdichtungsraum nach MKRO. 37 Wiedergabelisten hingegen sind Orten zuzuordnen, die sich außerhalb dieser Räume befinden. Bezüglich der Genreverteilung ist besonders bei den häufig auftretenden Genres eine klare Verteilung zu sehen: Das Genre Hip-Hop/Rap macht in verdichteten Räumen 8% mehr an der gesamten Musik aus (Abbildung 13). Auch Indie/Alternative-Musik hat einen größeren Anteil. Städte außerhalb von Verdichtungsräumen sind dagegen stärker von den Genrekategorien Pop (28%) und Schlager/Volksmusik (13%) geprägt. Einen annähernd identischen Anteil an der gesamten Musik machen die Sonderkategorien Hörspiel und Kindermusik sowie die beiden weniger häufig auftretenden Genres Reggae/Ska sowie Techno/Trance aus. Neben der Verteilung der Genres zeigt die Abbildung die durchschnittlichen Werte der Songparameter (ebenfalls ohne Alter und BPM). Auch hier werden Unterschiede in der Musik sichtbar. In Städten innerhalb der deutschen Verdichtungsräume werden im Schnitt etwas mehr Lieder mit einem höheren Sprachanteil gehört, wohingegen die Popularität und Energie der Musik außerhalb dieser Räume zunimmt. Analog zur Energie lässt sich mit 125,4 BPM im Vergleich zu 123,1 BPM in Städten auch ein leicht schnelleres Tempo der Lieder errechnen. Da die Mittelabweichung der Parameter teilweise sehr gering ist ($md_{Speechiness} = 2,83$ und $md_{bpm} = 2,87$), sollten die kleinstufigen Unterschiede zwischen Verdichtungsraum und Räumen außerhalb nicht unterschätzt werden.

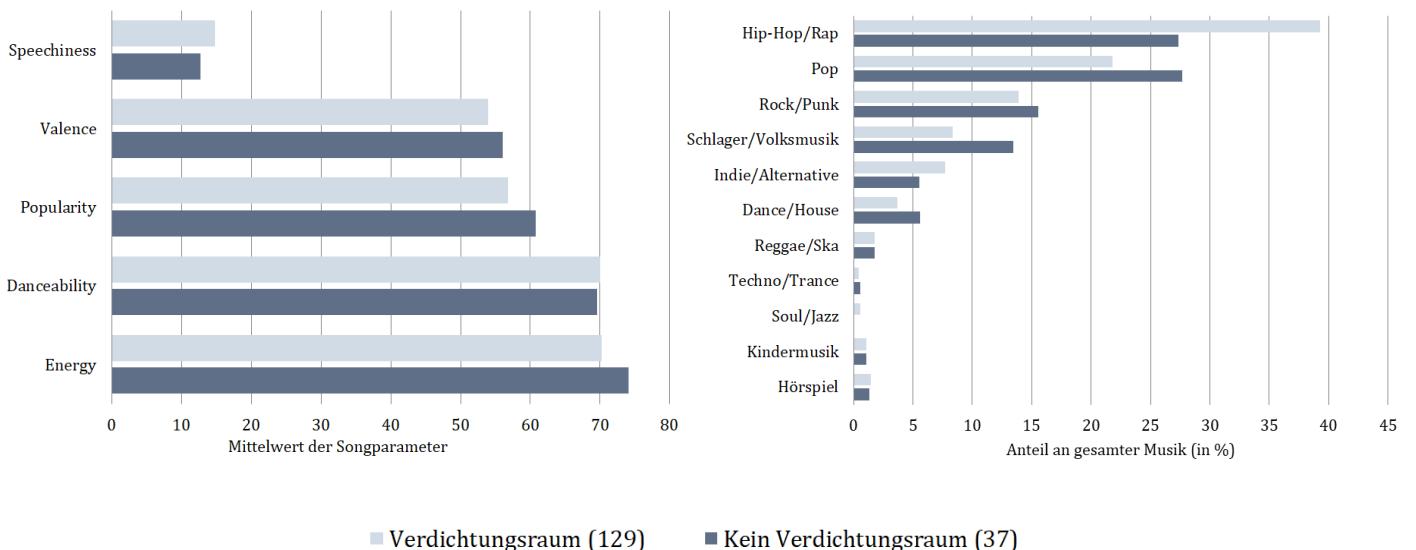


Abbildung 13 Genres, Parameter und Verdichtungsraum, eigene Darstellung

III. Musik und Bevölkerungsentwicklung

Das BBSR teilt die Kreisregionen Deutschlands nach ihrer Bevölkerungsentwicklung in eine schrumpfende und vier wachsende Regionstypen ein. Nur acht der 166 Städte mit eigener Spotify-Wiedergabeliste weisen im Zeitraum von 2012 bis 2017 eine negative Entwicklung der Einwohner auf. Leicht und mittelmäßig wachsende Kreisregionen mit einer Wachstumsrate bis 4% machen etwas mehr als die Hälfte der Städte aus. Aus Abbildung 14 gehen mehrere auffällige Tendenzen hervor: Es ist deutlich erkennbar, dass das Vorkommen von Hip-Hop/Rap-Musik mit steigender Wachstumsrate im Schnitt in den Städten ebenfalls stetig zunimmt und in schrumpfenden Orten weniger als ein Drittel, in sehr stark wachsenden Städten ($>6\%$) fast 40% der gesamten Musik ausmacht. Ähnlich wie beim Abgleich mit den Verdichtungsräumen steigt auch der Anteil an Liedern aus der Kategorie Indie/Alternative. Gegenläufige Verteilungen können insbesondere in den Genres Pop und Schlager/Volksmusik beobachtet werden. Auffällig ist auch, dass die Listen schrumpfender Städte keine Musik der Richtungen Soul/Jazz und Techno/Trance enthalten, in denen gleichermaßen auch die Sonderkategorien Hörspiel und Kindermusik einen wesentlich geringeren Anteil haben als in allen wachsenden Städten. Hier spielt aber auch die spärliche Datenbreite innerhalb der schrumpfenden Städte eine grundlegende Rolle. Parallel zu den Ergebnissen der vorangegangenen Vergleiche spiegeln auch die einzelnen Parameter eine ähnliche Tendenz wieder. Die Parameter Popularität und Energie sinken in diesem Fall durchschnittlich mit der Höhe der Wachstumsrate in den Städten. Dazu sollte aber auch genannt werden, dass die mittlere Abweichung der Daten vom Durchschnittswert bei der Popularität der Lieder mit $md = 8,4$ in stark wachsenden (4 bis 6%) und $md = 5,7$ in sehr stark wachsenden Orten ($>6\%$) auffällig hoch ist und die Werte somit stark gestreut sind. Fast identisch in allen fünf Raumtypen sind im Schnitt die Messwerte der Positivität und Tanzbarkeit von Musik.

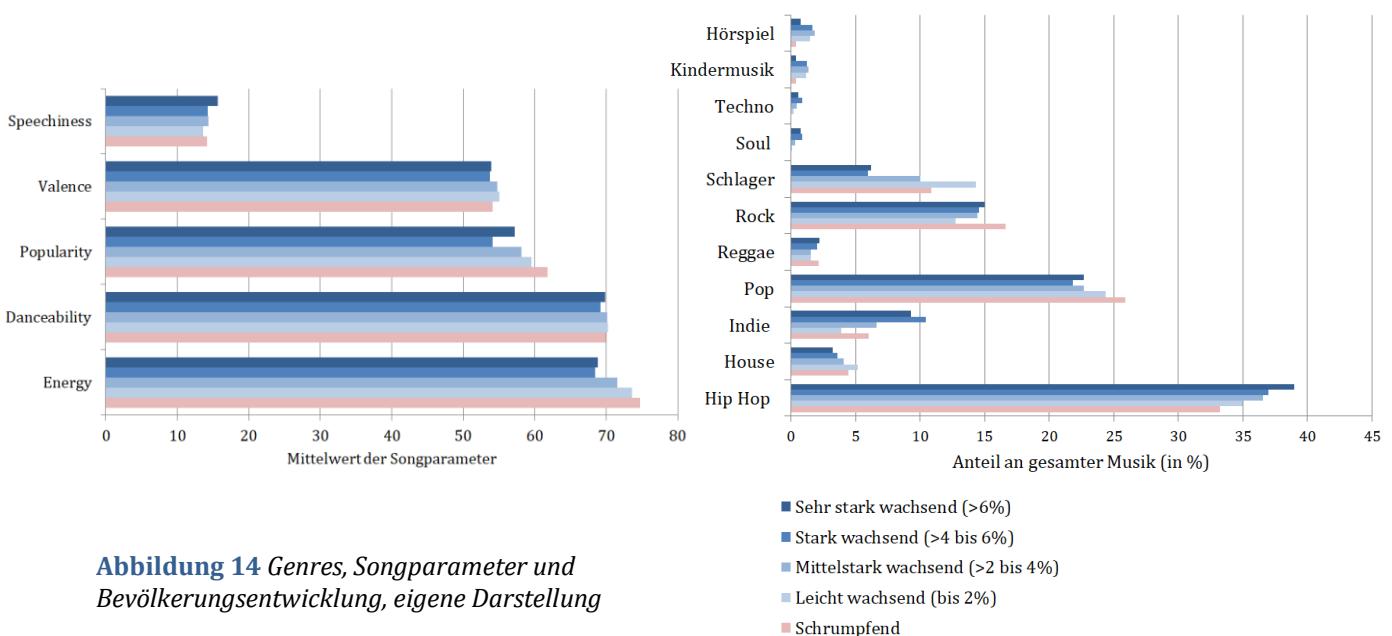


Abbildung 14 Genres, Songparameter und Bevölkerungsentwicklung, eigene Darstellung

IV. Musik und Bruttoinlandsprodukt

Für den Abgleich letzten sozioökonomischen Vergleich wurde ein ökonomischer Datensatz herangezogen. Das BBSR stellt das BIP/Kopf in Deutschland mit Stand 2017 auf der Ebene von Kreisen bzw. kreisfreien Städten zur Verfügung. Der Datensatz teilt sich wie folgt auf die vier Kreistypen auf: 41 Städte liegen in der niedrigsten Klasse mit einem durchschnittlichen BIP pro Kopf von unter 32.000 € im Jahr, 48 Städte bei zwischen 32.000 und 40.000 €, 37 Städte bei zwischen 40.000 und 48.000 €, 40 Städte in der letzten Klasse mit 48.000 € oder mehr. Der Vergleich wird in zwei Netzdiagrammen veranschaulicht (Abbildung 15). Die Diagramme zeigen, dass in Städten mit weniger Einkommen deutlich mehr Schlager/Volksmusik gehört wird (15%) als in den einkommensstärksten Städten (6%). Musik der Genrekategorie Indie/Alternative dagegen zeigt ein entgegengesetztes Konsummuster. Während Dance/House, Popmusik und Rock/Punk in allen Einkommensregionen einen fast gleich großen Anteil ausmacht, schwankt der Anteil des Genres Hip-Hop/Rap in den vier Klassen zwischen 33 und 41% - jedoch ohne klare Tendenz bei den Raumtypen. Bei den weniger häufig auftauchenden Genres kann festgehalten werden, dass diese insgesamt eher von einkommensstarken Städten (40.000 € pro Kopf und mehr) gehört werden, was die Anteile der Genres Reggae/Ska (2,3%) und Soul/Jazz (1%) am gesamten Musikkonsum innerhalb der Städte belegen. Auch die beiden Sonderkategorien sind hier vergleichsweise stark ausgeprägt.

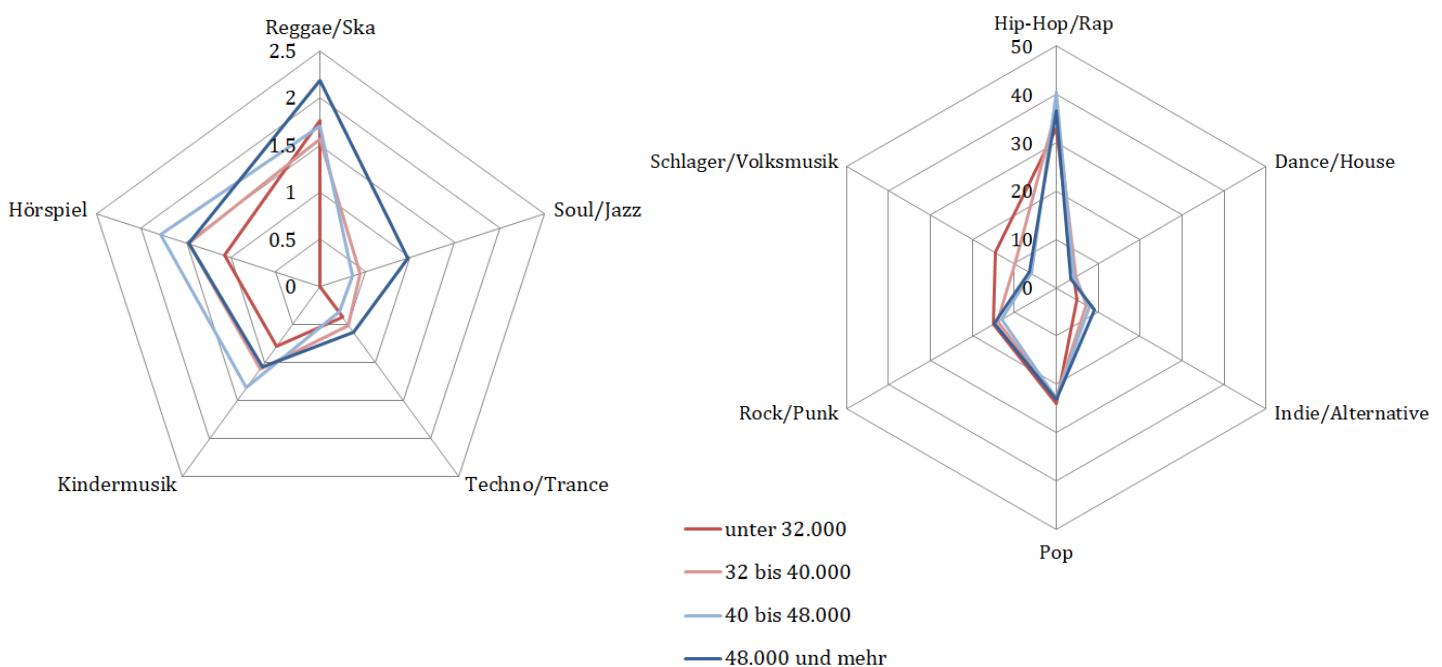


Abbildung 15 Durchschnittliche Häufigkeit der Genres und BIP/Kopf (in €), eigene Darstellung

Weniger verstreut fallen wie auch bisher die Mittelwerte der Songparameter in den vier Einkommensregionen aus (Tabelle 1). Es kann abgelesen werden, dass die von Spotify gemessene Energie der Lieder in den Wiedergabelisten der einkommensstarken Städte stetig sinkt. Interessant ist auch der Parameter Valence: In den Wiedergabelisten der Städte mit einem BIP von weniger als 32.000 €/Kopf wird die Musik als fröhlicher bzw. positiver beurteilt als in allen anderen Orten. Weiterhin sticht heraus, dass die Popularität der Songs in den einkommensstärksten Städten im Schnitt niedriger ist als in den anderen.

Parameter	bis 32.000 €	32 bis unter 40.000 €	40 bis unter 48.000 €	48.000 € und mehr
Energy	74,17	70,84	70,57	68,53
Danceability	70,05	70,02	70,49	69,06
Valence	55,89	53,95	53,99	53,99
Popularity	58,87	58,20	58,76	54,75
Speechiness	13,99	14,35	14,53	14,63
Alter (Jahre)	3,44	2,93	2,59	2,96
BPM	124,94	123,14	123,34	123,36

Tabelle 1 Songparameter in den vier Einkommensklassen

5.2.2 Sozialgeographische Einordnung

Wie erwähnt, folgt die Präsentation der Ergebnisse einer zusätzlichen sozialgeographischen Untersuchung. Hier gilt zu beachten, dass die analysierten Bevölkerungsgruppen verschieden sein können. Die Gesamtheit der Spotify-Nutzer einer Stadt gleicht sich nicht mit denjenigen, die in Arbeitslosen- oder Studierendenstatistiken erfasst werden. Die Ergebnisse dienen besonders der weiteren Einordnung in einen größeren Kontext und der Herausstellung von Tendenzen.

Zunächst werden Genreverteilung und Songparameter in Verhältnis zu den Studierenden in den Städten gesetzt. Da das BBSR hierfür keine Daten bereitstellt, diente das offizielle CHE-Ranking 2019/20 (Gemeinnütziges Centrum für Hochschulentwicklung GmbH 2019) als Informationsquelle. Für 88 der 166 Städte kann der Studierendenanteil errechnet werden, weshalb auch nur diese Städte mit in die Auswertung aufgenommen wurden. Es wird erkennbar, dass Spotify-Nutzer aus Städten mit geringem Studierendenanteil vor allem mehr Hip-Hop/Rap hören, was der Anteil am gesamten Konsum von mehr als 42% verdeutlicht (Abbildung 16). In den Städten mit dem höchsten Anteil hingegen macht diese Kategorie nur etwas mehr als ein Viertel der Musik aus. Auch Schlager/Volksmusik wird in den Studentenstädten weniger gehört. Dafür machen dort besonders die Genres Rock/Punk und Popmusik, besonders aber Soul/Jazz einen größeren Anteil aus. Vergleichsweise ausgeglichen in den Wiedergabelisten ist Dance/House-

Musik mit einem Anteil von rund 5% aller Musikstücke des in diesem Fall auf 88 Städte dezimierten Datensatzes. Eine Betrachtung der Songparameter in Relation zum Studierendenanteil ergibt, dass die diese im Schnitt weniger Tanzbarkeit sowie energieärmere Musikstücke in den Wiedergabelisten der Studentenstädte berechnen. Die Durchschnitte der Werte für Positivität hingegen sind ausgeglichen. Für den zweiten sozialbezogenen Vergleich wurden die Arbeitslosenquoten des BBSR für Kreise und kreisfreien Städte mit Stand 2018 betrachtet. Die oberen und unteren beiden der insgesamt fünf Kreistypen wurden zusammengefasst, sodass für den Abgleich drei passenderweise gleich große Klassen entstehen. Abbildung 17 zeigt, dass die Genres Reggae/Ska und Soul/Jazz zu einem vergleichsweise großen Anteil in Städten mit geringer Arbeitslosenquote gelistet werden, wohingegen Hörspiele und Kindermusik zu jeweils mehr als 50% in Wiedergabelisten der Städte mit hoher Arbeitslosenquote wiederzufinden sind. Bei den häufiger vorkommenden Genrekategorien zeigt sich keine so klare Verteilung im Datensatz. Musik der Richtungen Dance/House und Schlager/Volksmusik z.B. sind fast gleichmäßig auf die drei Klassen der Arbeitslosenquote verteilt. Sichtbare Tendenzen sind trotzdem, dass in Städten mit einer Quote von mehr als 7% Arbeitslose auf 100 Erwerbspersonen vermehrt Hip-Hop/Rap abgespielt wird und das Städte-Drittel mit der geringsten Arbeitslosenquote weniger Musik der Genres Indie/Alternative verzeichnet. Die Songparameter zeigen in diesem Zusammenhang fast keine auffällige Tendenz. Das einzige relevante Ergebnis ist eine durchschnittliche Zunahme des die Positivität messenden Parameters Valence in Listen der Städte mit hoher Arbeitslosenquote.

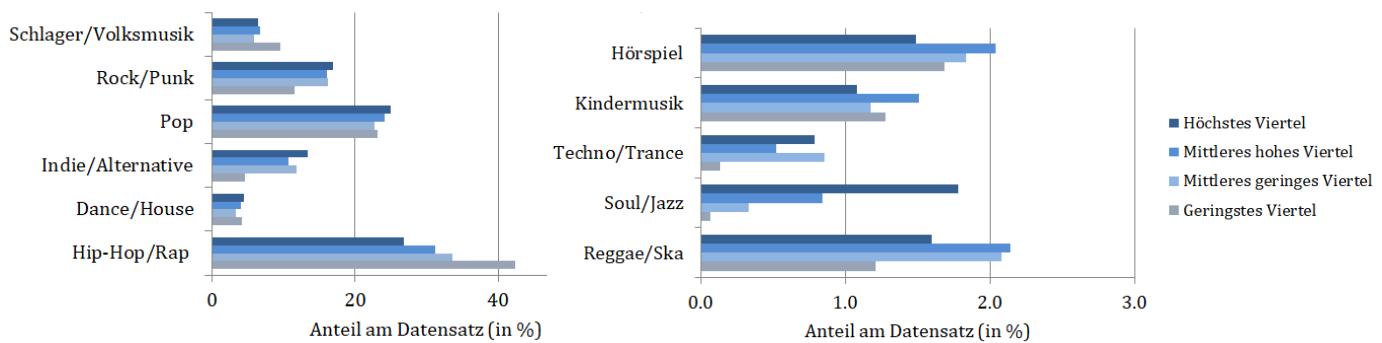


Abbildung 16 Genres nach Studierendenanteil, eigene Darstellung

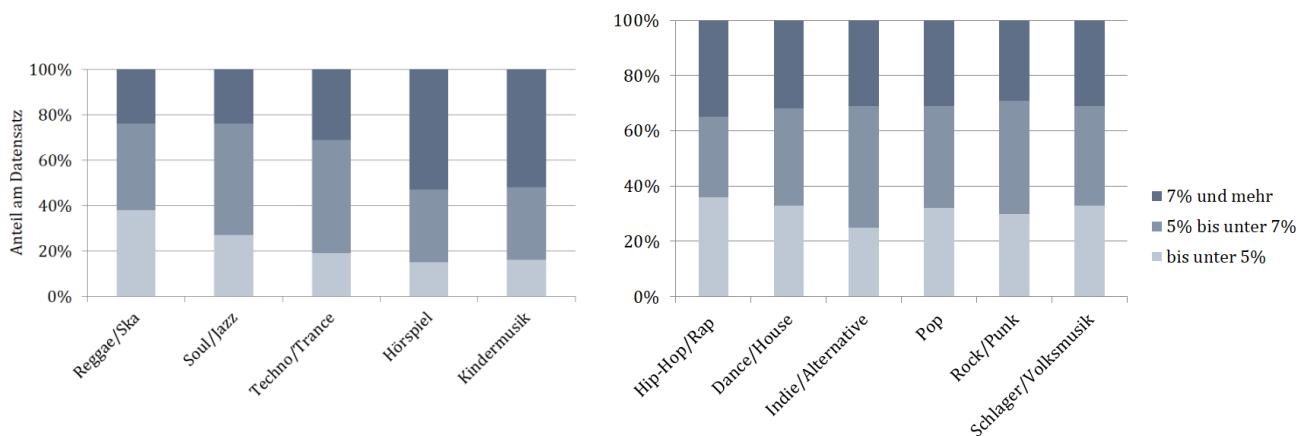


Abbildung 17 Genres nach Arbeitslosenquote (in %), eigene Darstellung

Basierend auf der Präsentation der Musikdaten in einem ersten Schritt und der anschließenden Einordnung durch sozial- und stadtgeographische sowie sozioökonomische Indikatoren kann die deutsche Musiklandschaft nun untergliedert werden. Insgesamt kristallisieren sich bei einer Betrachtung auf Bundesebene räumliche Verteilungen heraus, die eine Einteilung der 166 Städte in sechs musikspezifische Regionen zulassen: Nord- und Nordwestdeutschland, Rhein/Ruhr-Gebiet, Nordrhein-Westfalen (ohne Rhein/Ruhr), Südwestdeutschland, Süddeutschland und die ostdeutschen Bundesländer. Die charakteristischen Muster der einzelnen Räume sind in Tabelle 2 gebündelt aufgeführt. Einige Orte, wie z.B. Lübeck, Saarbrücken oder die Metropolregion Hannover, können keiner der musikalisch ähnlichen Regionen eindeutig zugeordnet werden. Die räumliche Gliederung ist in Abbildung 18 kartographisch dargestellt.

Musikspezifische Region	Gebiet	Charakterisierung
Nord- und Nordwestdeutschland	Schleswig-Holstein, Nordseeküste, Ostfriesland, Hamburg, Bremen	Geprägt durch vergleichsweise mehr Musik der Genres Indie/Alternative und Rock/Punk. Auffällige Ballung von Hörspielen und Kindermusik. Sonst eher durchmischt vereinzelt temporeicher und tanzbarer Musik.
Rhein/Ruhr-Gebiet	Metropolregion Rhein/Ruhr im Dreieck Köln/Duisburg/ Dortmund	Bundesweit größte Durchmischung. Ausgezeichnet besonders durch die Genres Hip-Hop/Rap und Schlager/Volksmusik. Alle anderen Kategorien dafür deutlich weniger. Tendenziell mehr langsame und positivere Lieder mit mehr Sprachanteil.
Nordrhein-Westfalen (ohne Rhein/Ruhr)	NRW ohne Rhein/Ruhr-Gebiet	Erhöhtes Vorkommen der Musikgenres Dance/House, Rock/Punk und vor allem Schlager/Volksmusik, dafür wenig Hip-Hop/Rap. Hoher Anteil beider gesonderten Kategorien. Mehr energiegeladene und schnellere Lieder.
Südwestdeutschland	Metropolregionen Frankfurt/ Main-Rhein, Mannheim/Rhein-Neckar und Stuttgart	Hochburg des Genres Hip-Hop/Rap mit teilweise vermehrte Rock/Punk sowie Soul/Jazz. Insgesamt sehr langsame, sprachreiche und neue Musik mit geringen Mittelwerten bei Positivität.
Süddeutschland	Großstädte Bayerns	Auffällige Ballung der Genrekategorien Schlager/Volksmusik und Reggae/Ska. Außerdem Wiedergabelisten mit älterer Musik und positiver Stimmung.
Ostdeutsche Bundesländer	Insb. Länderregion Sachsen/ Thüringen/Sachsen-Anhalt	Vermehrtes Auftreten von Indie/Alternative und Rock/Punk. Dazu im Schnitt die schnellste und älteste Musik mit weniger positiver Stimmung.

Tabelle 2 Charakterisierung der sechs musikspezifischen Regionen in Deutschland

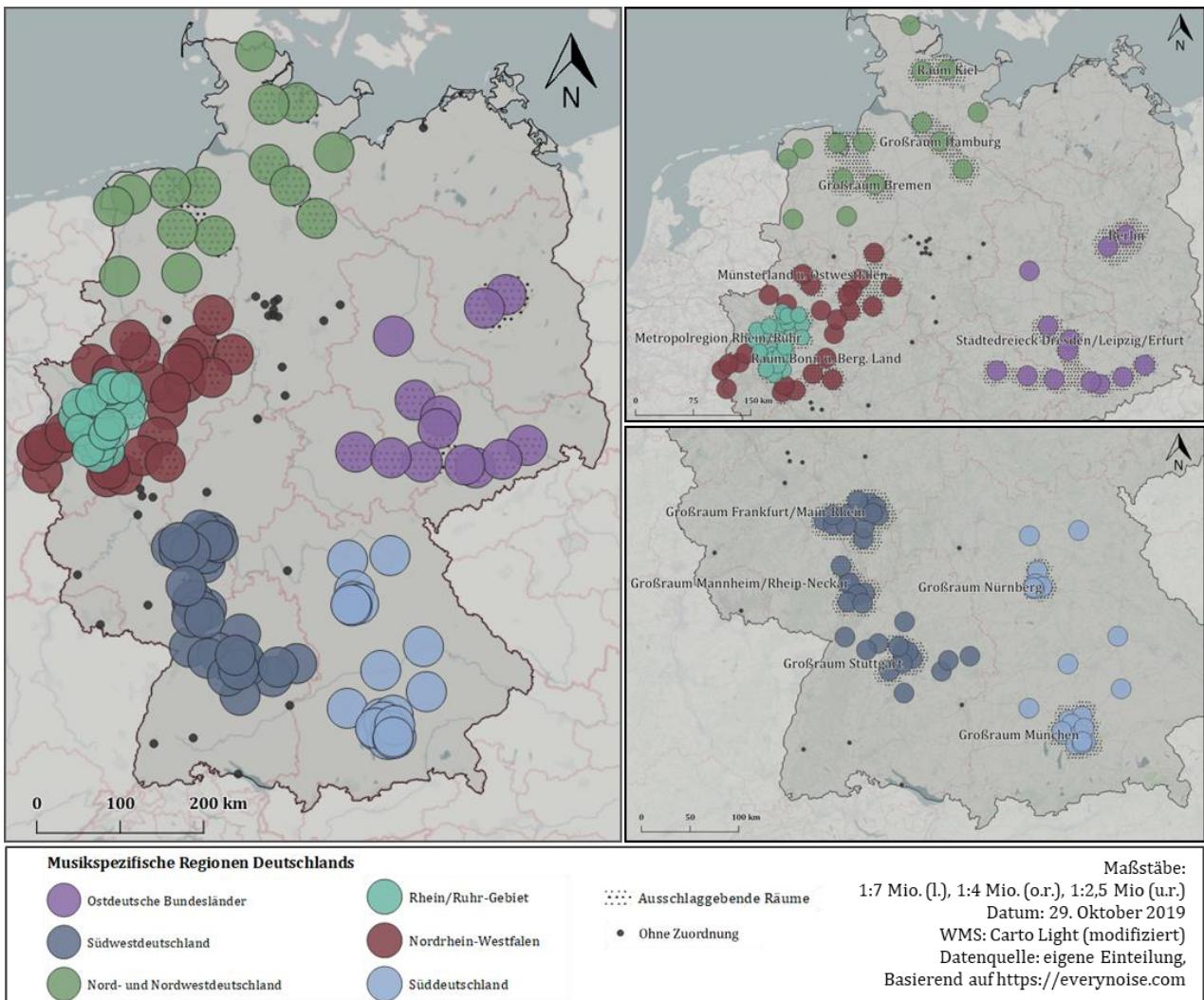


Abbildung 18 Kartierung der sechs musikspezifischen Regionen in Deutschland, eigene Darstellung

5.2.3 Statistische Signifikanz

Die vorangegangene schrittweise Abbildung der Ergebnisse bedingt, dass die räumlichen Auffälligkeiten und Parallelen zu den sechs Vergleichsindikatoren insgesamt relativ punktuell und isoliert voneinander betrachtet werden. Daher ist es notwendig, aus den Ergebnissen nun die wesentlichen Erkenntnisse der Datenauswertung in einigen Aussagen zusammenzufassen. Dafür wurden auffällige Ergebnisse auf ihre statistische Signifikanz getestet, um sie durch multivariate Analysen von vornehmlich deskriptiven in explorative statistische Beobachtungen umzumünzen (Zimmermann-Janschitz 2014: 243). Zunächst lässt sich resümieren, dass die Wiedergabelisten deutscher Städte grundsätzlich mit mehr als einem Drittel (36,5%) stark von dem Genre Hip-Hop/Rap bestimmt werden, gefolgt von Popmusik (23,1%) und Rock/Punk (14,3%). Die Musikdaten zeigen zahlreiche regionale Unterschiede, die insgesamt ein sehr heterogenes und ungleichmäßiges Bild der Musiklandschaft Deutschlands zeichnen. Weiterhin zeigt der stadtgeo-

graphische und sozioökonomische Vergleich verschiedene auffällige Verteilungen. Zum einen nimmt die Popularität der Musik mit wachsender Einwohnerzahl der Städte ab, was mittels des Pearson'schen Korrelationskoeffizienten ($r = -0,68$) statistisch als deutlicher indirekter Zusammenhang festgestellt werden kann (Zimmermann-Janschitz 2014: 270 ff). Analog hierzu kann ein signifikant höherer Mittelwert der Popularität in kleinen Städten im Vergleich zu großen Städten errechnet werden ($p < 0,001$). Eine Korrelation ist deshalb überaus denkbar. Gegenläufig zu dieser Erkenntnis sind schwächere positive statistische Zusammenhänge zwischen der Einwohnerzahl und dem Vorkommen durchschnittlich seltener auftretenden Kategorien wie Indie/Alternative ($r = 0,31$) oder Techno/Trance ($r = 0,39$) herzuleiten. Darüber hinaus zeichnen sich Studentenstädte durch signifikant mehr Musik aus den Genres Soul/Jazz ($p < 0,0061$) und Indie/Alternative ($p < 0,05$) aus, während die sonst deutlich dominante Kategorie Hip-Hop/Rap mit dem Studentenanteil sinkt ($p < 0,022$). Daneben ist festzuhalten, dass der Konsum von Hörspielen und Kindermusik in Städten mit hoher Arbeitslosenquote signifikant höher ist als in Orten mit einer niedrigen Quote (jeweils $p < 0,001$). Abbildung 19 veranschaulicht die Ergebnisse der Hypothesentests beispielhaft. Alle anderen substantiellen Ergebnisse, die nicht statistisch signifikant sind und trotzdem einer weiteren Auseinandersetzung bedürfen, werden in der Diskussion aufgearbeitet und interpretiert.

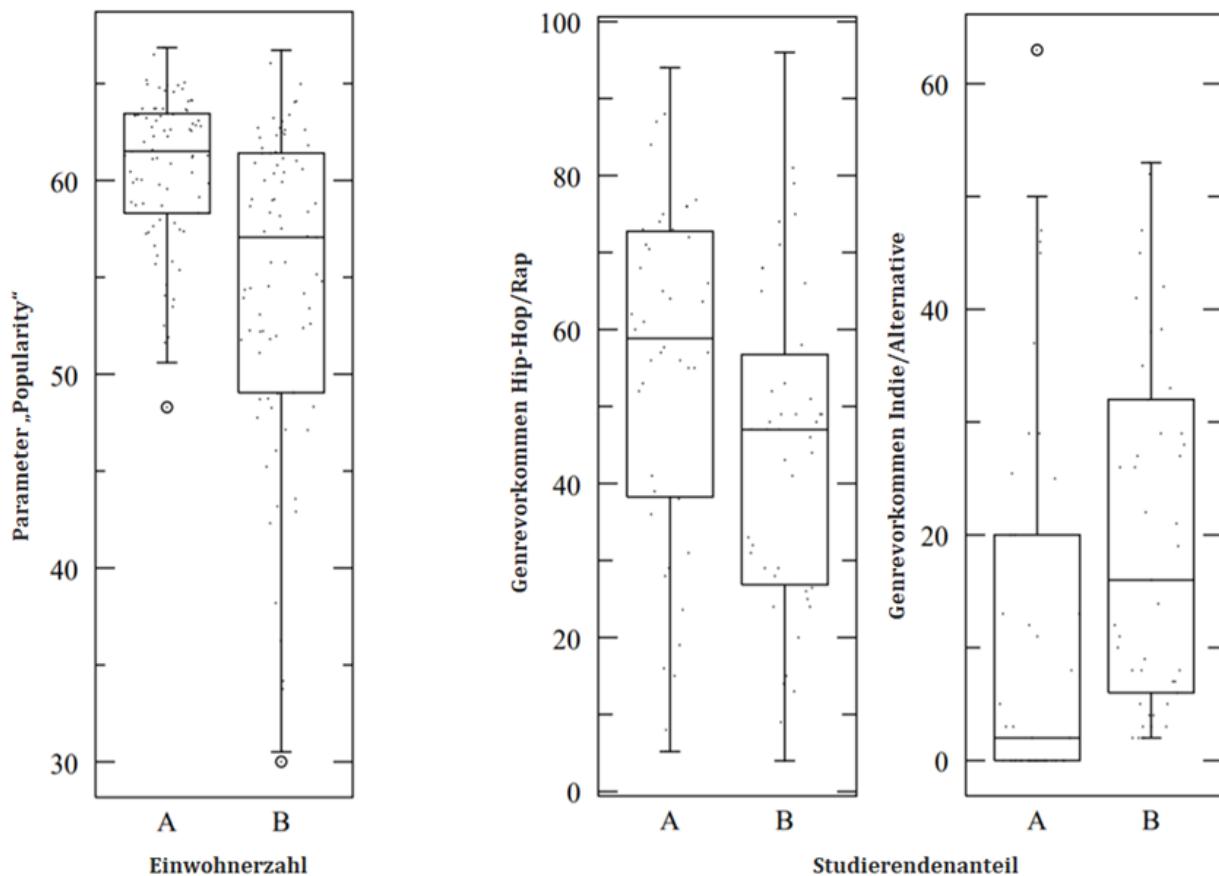


Abbildung 19 Boxplot ausgewählter statistischer Signifikanztests, eigene Darstellung (siehe Anhang)

Links: Popularität und Einwohnerzahl (A - Höchste; B - Niedrigste)

Rechts: Genres Hip-Hop/Rap sowie Indie/Alternative und Studierendenanteil (A - Höchster; B - Niedrigste)

5.3 Weitere Ergebnisse

Zusätzlich zu den bisherigen Ergebnissen wurde der ursprüngliche Datensatz von EveryNoise auf Genrebezeichnungen untersucht, die im Kontext der Analyse auf eine räumliche Verteilung geprüft werden. Ausschlaggebend ist die in Kapitel 4.3 erwähnte Vorgehensweise von Spotify, der Musik mehrere Bezeichnungen zuzuordnen, die als Konsequenz ein sehr enges Raster der Lieder generieren. Die im methodischen Abschnitt erläuterte Problematik der statistischen Klassifizierung fällt in dieser Betrachtung weg, da die anfänglichen 157 Genrebezeichnungen im Datensatz von Spotify selbst als Grundlage dienen. Zum einen kann in den Wiedergabelisten 40-mal die Bezeichnung „christlich“ identifiziert werden, die eine vorwiegend religiöse Konnotation mit der Stadt hervorruft. Es sticht heraus, dass mit 22 mehr als die Hälfte der Wiedergabelisten in den süddeutschen Bundesländern Bayern und Baden-Württemberg liegen. In Nordrhein-Westfalen dagegen sind nur zwei der 53 Städte enthalten. Dazu sollte auch erwähnt werden, dass die Bezeichnungen jeweils nur zweimal pro Liste auftreten. Zum anderen konnte die Bezeichnung „karneval“ bzw. „koelsche karneval“ insgesamt 31-mal in den Wiedergabelisten gefunden werden. Hier treten mit Höchstwerten von 34 Liedern in Köln, 22 in Düsseldorf sowie 15 in Dormagen und Neuss deutlich mehr pro Wiedergabeliste auf. Während rund 80% der Orte in Nordrhein-Westfalen (und insbesondere im Rheinland) liegen, hören Nutzer der umliegenden drei Bundesländer ebenfalls teilweise Karnevalsmusik. Bad Vilbel bei Frankfurt a.M. beispielsweise verzeichnet den siebthöchsten, Eltville bei Mainz den zehnthöchsten Konsum. Die dritte spezifische Einzelanalyse betrifft den Konsum von Musik aus Hamburg und Bayern, da für beide Regionen jeweils eigene Genrebezeichnungen existieren: „hamburg indie“ und „hamburg hip hop“ lässt sich im Datensatz insgesamt 119-mal wiederfinden, „bayerischer rap“ und „munch indie“ 26-fach. Der Vergleich des Konsums von Musik aus beiden Regionen macht auf einen sichtbaren Unterschied aufmerksam. Während bayerische Musik zu mehr als 50% in Städten des eigenen Bundeslands gehört wird, kommt Musik aus Hamburg fast gleichmäßig verteilt in ganz Deutschland vor. Nur Hamburg selbst steht mit 12 Liedern in der Wiedergabeliste deutlich an der Spitze. Es lässt sich also ein gewisser Lokalpatriotismus im Musikkonsum feststellen, dessen unterschiedlich ausgeprägte Stärke am Beispiel der beiden Regionen deutlich wird.

Themenbereich	Genrebezeichnung	Anzahl im Datensatz	Charakterisierung
Religiosität	christlich, christlicher rap, worship	40	55% in Süddeutschland (Bayern und Baden-Württemberg), 5% in Nordrhein-Westfalen
Karneval	karneval, koelsche karneval	31	Rheinland mit Hochburgen Köln und Düsseldorf, angrenzende Bundesländer
Regionale Musik und „Lokalpatriotismus“	hamburg indie, hamburg hip hop munch indie, bayerischer rap	119 26	Lokal am meisten gehört, sonst gleichmäßig im gesamten Bundesgebiet Vor allem in Bayern, kaum im Norden und Westen des Landes

Tabelle 3 Charakterisierung der Ergebnisse aus den drei Einzelanalysen

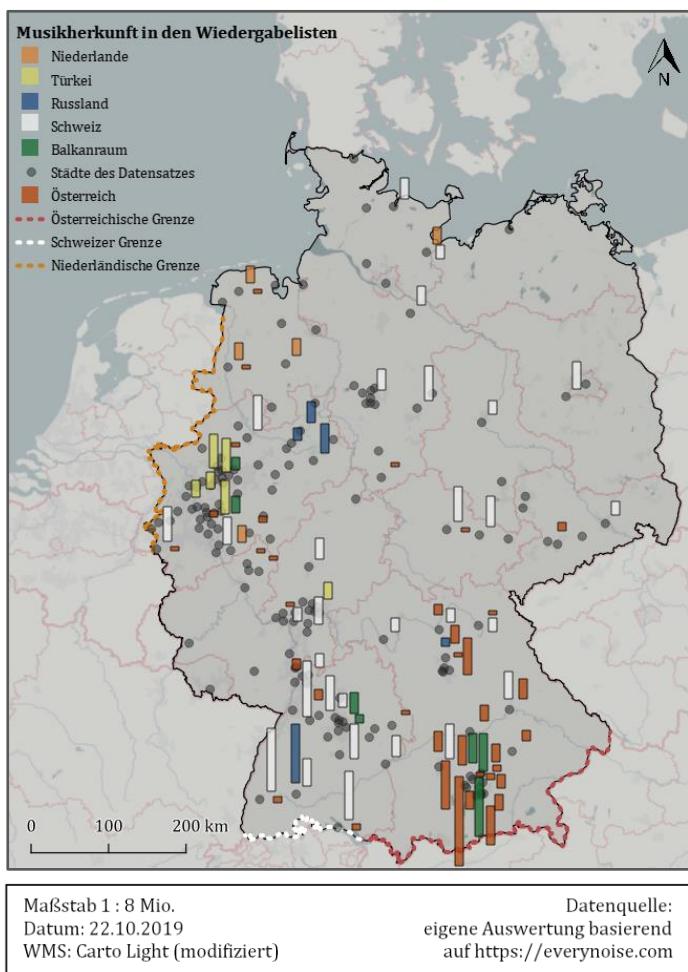


Abbildung 20 Kartierung der kulturell geprägten Bezeichnungen im Datensatz, eigene Darstellung

deutlicher durch russische Musik aus. Bei den Wiedergabelisten mit Einfluss aus dem Balkanraum wird sichtbar, dass drei der sieben Städte im Großraum München liegen, zwei im Raum Stuttgart. Die fünf Städte mit Konsum niederländischer Musik liegen alle im Norden oder Westen des Landes, mit Aurich und Meppen zwei davon in unmittelbarer Nähe zur Landesgrenze. Zu diesen vier räumlichen Mustern mit geringer Datenlage kommt ein Einfluss von zwei Ländern hinzu, der auf einer wesentlich breiteren Datengrundlage beruht. Schweizer Musik lässt sich unter den Bezeichnungen „swiss indie“ und „swiss hip hop“ 30-mal finden, während österreichische Lieder („austrian pop“, „austrian hip hop“, „graz indie“ und „vienna indie“) insgesamt in 37 Wiedergabelisten auftauchen. Analog zu obigen Ergebnissen kann errechnet werden, dass bayerische Städte mehr als die Hälfte der Listen und sogar über 80% der Lieder ausmachen. Von allen 24 Städten Bayerns verzeichnen nur vier keine österreichische Musik. Die Konzentration Schweizer Musik fällt deutlich geringer aus. Mehr als zwei Drittel der Wiedergabelisten sind vergleichsweise räumlich ausgeglichen den Städten außerhalb Baden-Württembergs zuzuordnen. Trotzdem ist auch hier erkennbar, dass die drei Höchstwerte in Freiburg und Konstanz in unmittelbarer Nähe zur Landesgrenze sowie in Karlsruhe liegen.

Als letztes konnten im Datensatz verschiedene Bezeichnungen zu Musik einzelner Länder oder Kulturräume identifiziert werden (Abb. 20). Zunächst sind hier Länder mit Genrebezeichnungen sehr geringer Datenmenge wie die Türkei („turkish pop“ und „turkish hip hop“, 6-mal), Russland („russian pop“ und „russian hip hop“, 5-mal), die Niederlande („dutch pop“, 5-mal) und der Balkanraum („balkan pop“ und „albanian hip hop“, 7-mal) zu nennen. Es fällt auf, dass fünf der sechs Listen mit türkischer Musik im Rhein/Ruhr-Gebiet liegen, mit dem meisten Konsum in Essen, Herne und Gelsenkirchen. Drei der fünf Städte mit russischen Liedern befinden sich in Ostwestfalen (Bielefeld, Paderborn, Rheda). Mit 14 Songs zeichnet sich das baden-württembergische Villingen-Schwenningen noch

6. Diskussion

Im Folgenden werden die bisherigen Kapitel diskutiert. Dabei geht es sowohl um das methodische Vorgehen der Datenerhebung und deren Klassifizierung, Auswertung und Präsentation mithilfe von Excel, RawGraphs und QGIS als auch um die inhaltlichen Ergebnisse. Es werden einerseits grundlegende Kritikpunkte an der Analyse thematisiert und andererseits Argumente für die angewandte Vorgehensweise angebracht. Dazu kommt eine Einordnung der Ergebnisse als Grundlage für das abschließende Fazit der Arbeit. Auch wenn die Grenzen zwischen inhaltlicher und methodischer Bewertung fließend sind, da methodische Entscheidungen teilweise inhaltliche Konsequenzen in der Auswertung haben, sollen die beiden Teile möglichst getrennt voneinander und somit chronologisch diskutiert werden.

I. Methodisch

Zunächst ist die Informationsquelle EveryNoise als Datengrundlage kritisch zu diskutieren. Wie in Kapitel 4 ausgeführt, ist das zugrundeliegende Modell der zahlreichen Genrebezeichnungen des dahinter stehenden Unternehmens Spotify nicht transparent. Der Algorithmus zur Einordnung von Musik kann demnach nicht überprüft und bewertet werden. Für die Ausarbeitung war daher eine umfangreiche Auseinandersetzung mit der Qualität der Daten notwendig, um die Validität der weniger für räumlich-geographische Untersuchungen als für wirtschaftliche Zwecke gedachten Musikinformationen zu prüfen. Auch van den Hoven (2015: 9) macht in diesem Kontext auf die Wichtigkeit der Datenexploration und entsprechender Anpassung an die individuelle Forschungsfrage vor der Überlegung eines Auswertungsmodells aufmerksam. Daneben spricht ebenfalls der Datenwissenschaftler und Betreiber der Seite McDonald selbst von einer gewissen Subjektivität und einhergehenden Vorbehalten bei der Abbildung von Genres (persönliche Kommunikation, 2019). Ein weiterer Kritikpunkt ist die wöchentliche Aktualisierung aufgrund der veränderbaren Signalstärke der Städte. Die Diskontinuität in der Datenlage stellt gleichzeitig die Verlässlichkeit der Informationen infrage. Die zehnwöchige Phase der Datenerhebung ist eine Reaktion auf dieses Problem, dessen Auswirkungen damit deutlich verringert werden konnten. Auch die Tatsache, dass die Musikgenres erst ab einem zweifachen Vorkommen in der Wiedergabeliste aufgeführt werden, muss hinsichtlich einer möglichen Verdrängung seltener Genrebezeichnungen bedacht werden. Dennoch sollte festgehalten werden, dass gerade die vorliegende Datenmenge von mehr als 17.000 Liedern und 166 Wiedergabelisten sowie eine Etablierung wissenschaftlicher Auswertungen mittels Spotify-Daten (Park et al. 2019; Askin und Mauskapf 2017) definitiv ein stabiles empirisches Fundament für diese Arbeit schaffen. Insgesamt ist EveryNoise also als geeignete Datenquelle einzustufen. An dieser Stelle sollte angebracht werden, dass in jedem datenbasierten Forschungsprojekt die

Stichprobe „zwangsläufig nur ein unvollständiger Auszug aus der gesamten Bevölkerung ist“ (Savage und Brown 2014: 151) und daher mit Bedacht ausgewertet werden muss. Auch wenn Spotify in Europa zwar mit Abstand der marktführende Streaming-Anbieter ist (Statista 2019: 29), bringt die Analyse nicht das regionale Konsumverhalten anderer Anbieter ans Licht.

Als zweiter diskussionswürdiger Punkt sollte die eigene Klassifikation der Genres in elf Kategorien aufgeführt werden. Das geringe Maß an Subjektivität bei dem Versuch, Ordnung in das dynamische und fließende Feld der Musik zu bringen, wurde bereits erläutert und die Einteilung begründet (vgl. Kapitel 4.3). Auch Brackett bringt an, dass die Thematik „komplex, umstritten und unumgänglich“ ist (2016: 17). Hier soll es jedoch um die Fehlerwahrscheinlichkeit bei der Zuordnung der vielen Bezeichnungen von EveryNoise zu den Genrekategorien gehen, welche das Ergebnis der Analyse grundlegend beeinflusst. Die beiden Alternativen zu der gewählten Methode aus Kapitel 4.5 basierend auf den zwei herausgearbeiteten Annahmen stellen keine Option dar, da entweder der Informationsverlust oder die Anfälligkeit für Fehler zu hoch ausfällt. Insofern können vereinzelte doppelte Zählungen von Liedern mit mehreren ursprünglichen Bezeichnungen nicht vermieden werden, was beispielsweise in Hofheim am Taunus mit einem Hip-Hop/Rap-Wert von 100 und einem Popmusik-Wert von fünf bei einer Wiedergabeliste mit nur 100 Songs deutlich wird. Dazu kommt die Hochrechnung der knapp 12% unvollständigen Listen. Auch wenn bewusst nur Wiedergabelisten mit mehr als der Hälfte der Lieder mit entsprechendem Faktor hochgerechnet wurden, um eine zu starke Hochrechnung zu vermeiden, kann nicht von einer immer gleichen Verteilung ausgegangen werden. Steel (2007: 4) spricht in diesem Kontext von einer zu großen Verschiedenartigkeit innerhalb von Populationen, um diese Annahme aufzustellen. Am Beispiel von Lüneburg kann die Auswirkung für die Analyse deutlich gemacht werden: Da die Stadt innerhalb der zehn Wochen zu einem Zeitpunkt maximal 72 Lieder verzeichnet hat, fallen die Werte für die Genres dementsprechend geringer aus als bei vollständigen Listen. Nach Hochrechnung mit dem Faktor 1,39 ($100 \div 72$) zählt Lüneburg z.B. nicht mehr 10, sondern 13,9 Musikstücke der Kategorie Indie/Alternative. Unabhängig betrachtet, ergibt die Dezimalstelle keinen Sinn. Im Zusammenhang des gesamten Datensatzes jedoch kann nur so eine Vergleichbarkeit geschaffen werden.

Neben den Genres muss ebenfalls die Aussagekraft der ausgewerteten Spotify-Parameter in Frage gestellt werden. Es ist nichts Neues, dass maschinell generierten Musikeigenschaften Limitationen zugeschrieben werden, da „komplexe kulturelle Produkte in eine Handvoll einzelne Merkmale gefiltert werden“ (Askin und Mauskapf 2017: 9). In der gleichen Studie kommen die Autoren aber zu dem Schluss, dass die Spotify-Parameter als Ergebnis 20-jähriger Forschung in der Musikinformationsabfrage (MIR) als aktuell bestmögliche Annäherung an die Wirklichkeit

fungieren, was von führenden MIR-Forschern ebenfalls bestätigt wird (ebd.). Auch Park et al. (2019: 234) nutzen die Parameter als Basis für multivariate Statistikverfahren und betonen, dass zwischen ihnen starke Korrelationen festzustellen sind. Es kann also festgehalten werden, dass die Parameter eine zuverlässige Interpretation ermöglichen, sich aber auch gegenseitig bedingen und daher eine vorsichtige Beurteilung erfordern. Dabei sollte zwischen den Parametern genauer differenziert werden. Das Erscheinungsjahr eines Lieds kann problemlos bestimmt werden. Auch das Tempo oder der Sprachanteil stützen sich auf eindeutig messbare Eigenarten in der Musik, wohingegen die Parameter zur Messung von Tanzbarkeit („Danceability“) oder Positivität („Valence“) zwar definierte Musikvariablen erfassen, aber immer subjektiv sind.

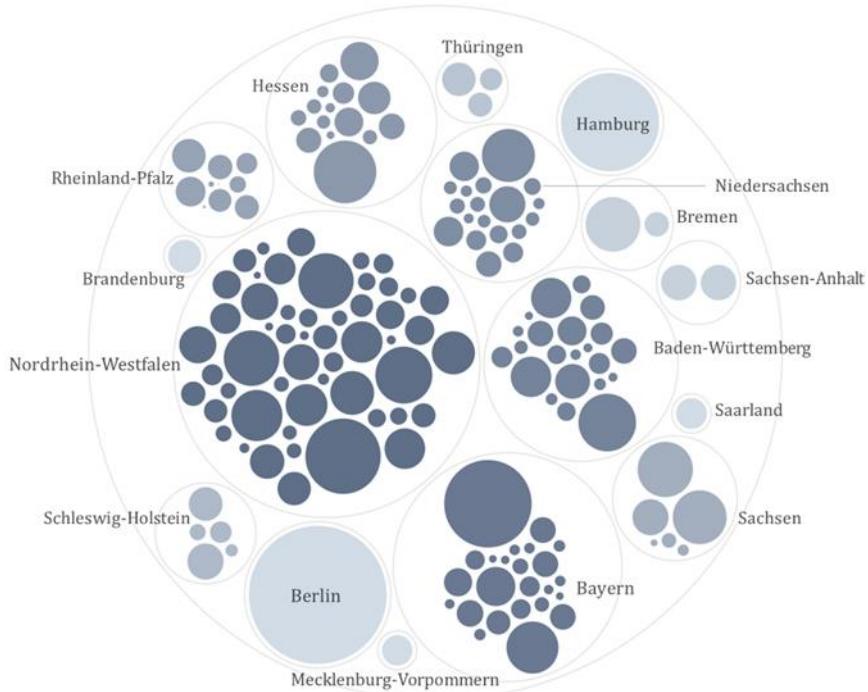


Abbildung 21 Verteilung des Datensatzes auf die 16 Bundesländer nach Anzahl der auswertbaren Städte, eigene Darstellung (Kreisgröße gibt die Bevölkerungszahl an, keine räumliche Ausrichtung)

Eine weitere wesentliche Herausforderung bei der Bewertung geographischer Muster in der musikalischen Landschaft Deutschlands ist die sehr unterschiedliche Datendichte im Land (Abbildung 21). Eine genauere Betrachtung zeigt, dass mit 53 von 166 Städten knapp ein Drittel des Datensatzes in Nordrhein-Westfalen zu verorten ist. Dahinter machen die Bundesländer Bayern, Baden-Württemberg, Niedersachsen, Hessen und Rheinland-Pfalz insgesamt mehr als die Hälfte der Daten aus. Im Kontrast dazu kommt aus den Ländern Brandenburg und Mecklenburg-Vorpommern nur je eine Stadt im Datensatz vor. Das bedingt einige großflächige regionale Lücken, für die keine Aussagen über den Musikkonsum getroffen werden können. Dies betrifft besonders die genannten Bundesländer im Nordosten des Landes, aber z.B. auch die Grenzregion Niedersachsen/Hessen/Thüringen in der geographischen Mitte Deutschlands. Auch

die beiden Stadtstaaten Hamburg und Berlin kommen im Datensatz selbstverständlich nur einmal vor. Für die Erkenntnisse der Analyse gilt daher, dass die Aussagekraft mit Abnahme der Datendichte in der Region deutlich abnimmt. An dieser Stelle ist aber auch zu berücksichtigen, dass die Verteilung der Städte im Datensatz nicht unbegründet ist: Wie in Kapitel 4.1 thematisiert, beruhen die einzelnen Wiedergabelisten auf den Heimatorten der Spotify-Nutzer, die erst durch ein minimales Pensum an Streaming wegen einer global begrenzten Verarbeitungskapazität der über 3000 Städte bei EveryNoise aufgeführt werden können. Die Dichte der Musikdaten richtet sich dementsprechend nach der Menge der Einwohner in den Regionen, was die beschriebene Ballung plausibel erscheinen lässt. Abbildung 22 verdeutlicht, dass die Verteilung der 166 Städte im Datensatz annähernd proportional ist. Rechnerisch lässt sich durch den Korrelationskoeffizienten nach Pearson ($r = 0,96$) ein starker bis nahezu perfekter Zusammenhang zwischen Datendichte und Einwohnerzahl feststellen (Zimmermann-Janschitz 2014: 271). Die unterschiedliche Aussagekraft zwischen den regionalen Datenlöchern und Ballungsgebieten muss insgesamt also bedacht werden, stellt aber keine wesentliche Hürde für die Analyse dar.

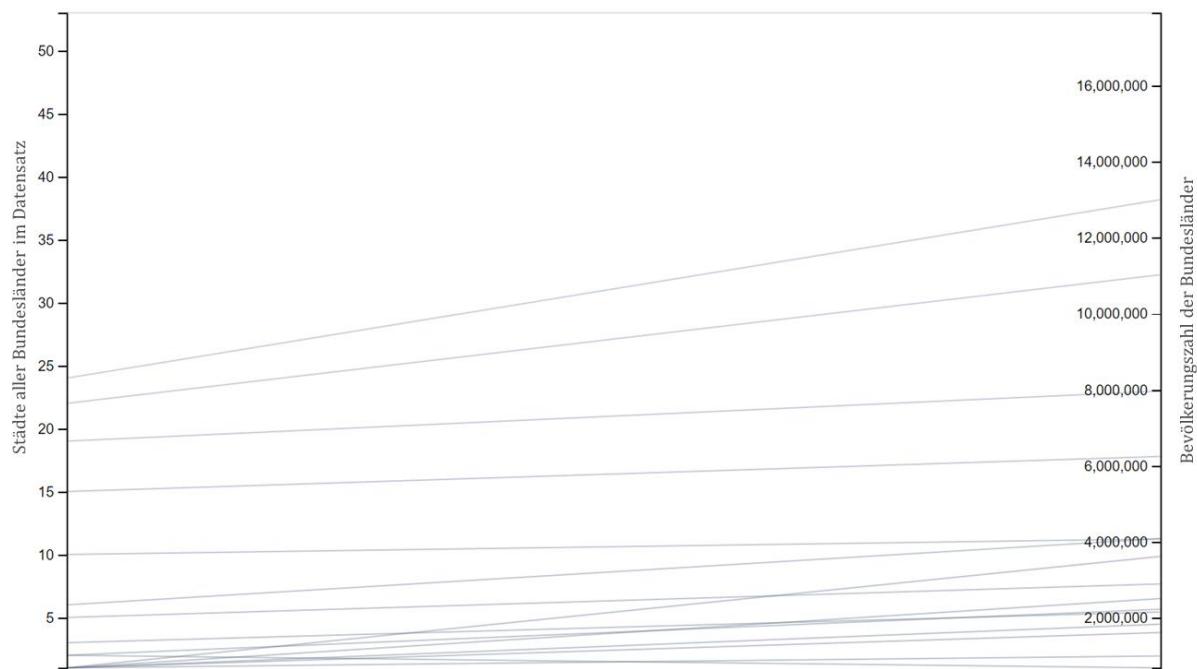


Abbildung 22 Verhältnis zwischen Datendichte und Einwohnerzahl, eigene Darstellung

Aus der diskutierten unterschiedlichen Datendichte im Land folgt, dass die interpolierten Flächen verschieden groß und mit einigen Vorbehalten zu bewerten sind. Die vier Großstädte Berlin, Hamburg, München und Köln verdeutlichen dies am besten. Während letztere aufgrund der vielen Städte im unmittelbaren Umland sehr kleine Thiessen-Polygone bilden, erstrecken sich die Interpolationsflächen von Hamburg und Berlin wegen fehlender Daten in der Region in einer unverhältnismäßigen Dimension. Das Polygon der Hauptstadt z.B. verläuft auf einer

Strecke von mehr als 200km entlang der polnischen Grenze im Nordosten. Diese Raum-aufteilung ist nicht realistisch. Die durchgeführte Interpolation ist dennoch die sinnvollste Visualisierungsmethode. Die beiden gängigen Methoden TIN (Triangulated Irregular Networks) und IDW (Inverse Distance Weighted) erzeugen durch engmaschige Dreiecksnetze bzw. gewichtete Mittelwerte (Bill 2017: 527 ff) jeweils Interpolationsflächen mit graduellen, fließenden Übergängen. Bislang ist allerdings nicht bewiesen, dass sich der Musikkonsum einer Region mit Nähe zu ihrer zentralen Stadt angleicht. Im Gegenteil: Sowohl die Ergebnisse dieser Analyse als auch vorheriger wissenschaftlicher Arbeiten zeigen, dass sich deutliche „Verschiedenheiten trotz Nähe“ (Savage und Brown 2014: 148) in der Musik feststellen lassen, was im Fall der vorliegenden Analyse auf eine Stadt und ihr Umland anzuwenden ist. Durch die Thiessen-Methode kann das Problem zwar nicht gelöst, aber diesem trotzdem bestmöglich begegnet werden: Die Werte aller lückenhafter Punkte werden nicht einfach rechnerisch generiert, sondern orientieren sich an dem nächstgelegenen bekannten Punkt und erzeugen somit Voronoi-Polygone (Chang 2008: 348). Weiterhin kann die Zweckmäßigkeit an sich gegenüber den Punkt-daten im GIS-Projekt in Frage gestellt werden. Der Hauptgrund für die Entscheidung ist eine bessere Visualisierung durch eine erweiterte Veranschaulichung der Daten in der Fläche. Als letzter methodischer Punkt werden kurz die technischen Schritte diskutiert. Zum einen kommt hier die Frage nach der Wahl des GIS-Programms auf. Der FOSS-Bewegung¹³ folgend, stellt das genutzte Programm QGIS eine kostenfreie Software mit vielen Plugins wie QGIS Cloud oder MMQGIS zur Verfügung, was zusammen mit dem großen und austauschfreudigen Nutzerstamm den entscheidenden Vorteil zum kostenpflichtigen Konkurrenten ArcGIS¹⁴ darstellt. Die Wahl von QGIS begründet sich also vor allem in der Überzeugung, dass Software möglichst kostenfrei und einfach zugänglich sein sollte (Leidig und Teeuw 2015: 50). Innerhalb des Programms muss sich bei der Kartierung für eine Klassifizierungsmethode entschieden werden. Dabei kommt es bei der Klassenwahl darauf an, das richtige Mittel zwischen Reduktion der Datenmenge und Informationsverlust zu finden (Zimmermann-Janschitz 2014: 95). Das Prinzip gleicher Klassenstärke hat in dieser Analyse zum Beispiel die Konsequenz, dass die räumlich teilweise sehr verschiedenen Ergebnisse nur mit weniger Deutlichkeit veranschaulicht werden können. Aus diesem Grund liegt der Visualisierung im GIS eine äquidistante Einteilung der Klassenstufen zugrunde. Als letztes wird kurz die Wahl der BBSR-Daten als WMS diskutiert. Der erwähnte Nachteil ist, dass wegen der bildbasierten Struktur weniger Bearbeitung im GIS-Projekt möglich sind. Die Geofachdaten wurden aber vor allem für einen visuellen Vergleich der Regionen herangezogen, was besonders bei einer überschaubaren Datenbreite von 166 Städten zielführend ist (Andrienko und Andrienko 2007: 332). Entsprechende technische Arbeitsschritte zur Verschneidung und Auswertung wurden für die Ergebnisse der Musikdaten angewandt.

¹³ Non-Profit-Organisation zur für die Öffnung von Technologien (<https://www.ifossf.org/>)

¹⁴ Herausgeber: ESRI Inc., Redlands, CA, USA (<https://www.esri.com/de-de/home>)

II. Inhaltlich

Die Vorbehalte bezüglich der Unmöglichkeit einer eindeutigen Genreklassifikation, der Aussagekraft aller Musikparameter und Interpolationen, der Bedeutung einer Stichprobe für die Grundgesamtheit sowie die regional unterschiedliche Datendichte stehen nun als grundlegende Limitationen der Arbeit fest. Vor diesem Hintergrund werden nun die Ergebnisse der empirischen Analyse diskutiert. Zunächst geht es um die Erkenntnisse aus dem ersten Schritt der Kartierung: Die räumliche Verteilung der Musikdaten. Die erste prägnante Erkenntnis ist die dargelegte Dominanz der Musikrichtung Hip-Hop/Rap im gesamten Datensatz. Das Genre gilt zum einen als „wichtigste musikbezogene Jugendkultur“ (Huber 2018: 10) und darüber hinaus als Verkörperung politischer und sozialer Meinungsbilder vieler junger Menschen (Guins 2008: 64). In einer Studie von Juli 2019 nennen fast die Hälfte aller Befragten zwischen 14 und 19 Jahren dieses Genre als ihre bevorzugte Musikrichtung, während es auch in der Gruppe von 20 bis 29 Jahren noch knapp ein Drittel sind (AWA 2019). Mit dem gleichzeitigen Wissen, dass junge Menschen gleichzeitig die aktivsten Streaming-Nutzer sind (BMVI 2019: 26), erscheint die Dominanz von Hip-Hop/Rap im Datensatz passend. Daneben steht die Erkenntnis, dass die Musikrichtung vermehrt in verdichteten Räumen mit überdurchschnittlichem Bevölkerungswachstum gehört wird. Schon Klein und Friedrich (2003) stellen fest, dass das Genre eine enge Verwurzelung im urbanen Lebensstil hat. Besonders den Orten umfangreicher Musikproduktion kommt dabei eine große Bedeutung zu, da es in dem Musikstil viel um Abgrenzung geht – auch auf räumlicher Ebene (Mager und Hoyler 2007: 46 ff). Die aufgezeigten Ballungsräume von Hip-Hop/Rap im Rheinland und Ruhrgebiet sowie den Metropolregionen Frankfurt, Mannheim und Stuttgart treffen darauf zu. Nach der Hauptstadt sind besonders in diesen Regionen die bekanntesten Plattenfirmen des Genres, deren Musiker auch in den Spotify-Wiedergabelisten im Datensatz am häufigsten wiederzufinden sind. Ebenso lassen sich die dort erhöhten Mittelwerte des Parameters „Speechiness“ in diesem Kontext durch das häufige Vorkommen der textreichen Genrekategorie Hip-Hop/Rap erklären, zwischen denen auch statistisch ein Zusammenhang errechnet werden kann ($r = 0,42$). Auch die durchschnittlich geringen Parameterwerte bezüglich Tempo (BPM), Energie (Energy) und Positivität (Valence) in den fünf regionalen Hochburgen können durch die musikalischen Eigenheiten des Hip-Hop/Rap erklärt werden. Während wissenschaftliche Texte diese räumliche Verteilung schon seit Langem immer wieder mit einer Konzentration ethnischer Minderheiten in selbigen Regionen in Verbindung setzen (Bennett 1999: 77 ff), fokussiert sich diese Arbeit bewusst nicht darauf. Der vergleichsweise hohe Ausländeranteil in den genannten Ballungsgebieten (BBSR 2019) lässt zwar die begründete Vermutung eines Zusammenhangs zu, ist aber kein endgültiger Beleg.

Auch die geographischen Verteilungen anderer Genres können in einen gesellschaftlichen Rahmen eingeordnet werden: Wicke (2010: 6) beispielsweise bewertet den Stellenwert von Strömungen der Rockmusik in den ostdeutschen Bundesländern noch vor dem Hintergrund der DDR-Zeit als hoch, was analog dazu auch für die Punkmusik gilt (Brauer 2012: 60). Die auffällig hohen Werte der Genrekategorie Rock/Punk im Osten des Landes haben einhergehend mit dem festgestellten durchschnittlich schnelleren Tempo in dieser Region demnach möglicherweise einen historischen Ursprung. Darauf aufbauend kann gemutmaßt werden, dass auch der Konsum weniger beliebter Musik (Parameter „Popularity“) noch auf die DDR-Zeit zurückzuführen ist, wo musikalische Stile westlicher und somit populärer Herkunft möglichst unterdrückt wurden (Brauer 2012: 54). Dagegen spricht, dass die vorwiegend jungen Spotify-Nutzer allerdings Teil einer neuen Generation sind, sodass sich diese historische Verwurzelung nicht zwangsläufig im Musikkonsum widerspiegelt. Außerdem sollte die Analyse dann im Umkehrschluss zu dem Ergebnis kommen, dass Popmusik auffällig wenig in den ehemalig ostdeutschen und besonders viel in westdeutschen Bundesländern gehört wird – was aber nicht aus der Kartierung hervorgeht. Dafür spricht jedoch, dass im Konsum der Nutzer aus ostdeutschen Bundesländern ein im Schnitt höheres Alter der Lieder gemessen werden konnte. Als weiteres geographisches Ballungsgebiet wurden nordrheinwestfälische Städte außerhalb des zentralen Rhein/Ruhr-Gebiets in Bezug auf die Kategorie Dance/House herausgestellt, wo ebenfalls im Schnitt temporeichere und energetischere Musik als üblich in Erscheinung tritt. Während ein Zusammenhang zwischen dem Musikstil und einem schnelleren Tempo sowie mehr Energie nachvollziehbar scheint (Rietveld 2019: 4), liegt für die regionale Verteilung kein Grund besonders nahe. Eine mögliche Erklärung ist über die ausgeprägte Szene des Genres in den Niederlanden und Belgien (ebd. 2019: 9) herzuleiten, die im unmittelbar angrenzenden NRW Ausstrahlungseffekte haben kann. Für diese These spricht, dass auch in der nahestehenden Kategorie Techno/Trance – dem zweiten Genre elektronischer Tanzmusik – die vier Kleinstädte Erkelenz, Gangelt, Heinsberg und Borken in unmittelbarer Nähe der niederländischen Grenze mit überdurchschnittlichen Werten im Datensatz auffallen. Nichtsdestotrotz kann aber auch hier eine Verbindung nicht eindeutig belegt werden. Ein bemerkenswertes Ergebnis ist weiterhin, dass die Mittelwerte zur Messung der Positivität („Valence“) in vielen Wiedergabelisten Bayerns und Nordrhein-Westfalens vergleichsweise hoch sind. Als Erklärungsversuch kann eine Studie des Instituts für Wirtschaftsforschung angebracht werden, bei welcher ein „Glücksatlas“ erstellt wurde und bayerische Befragte die zweithöchsten Werte hinsichtlich Zufriedenheit erreichten (DIW 2013: 41). Allerdings ist dann fraglich, warum Baden-Württemberg im Spotify-Datensatz auffällig geringe Mittelwerte aufweist, während das Bundesland an der Spitze der DIW-Studie steht. Eine sinnvollere Verknüpfung kann zu der Genrekategorie Schlager/Volksmusik geschaffen werden, die in genau den Regionen Bayern und Nordrhein-Westfalen ebenfalls überdurch-

schnittlich vorkommt. Dieses Genre wird unter anderem mit den definitiv positiv konnotierten Gefühlen der Hoffnung und Friedenssehnsucht in Verbindung gesetzt (Schormann 2005: 174). Es liegt daher nahe, dass der Parameter das hohe Vorkommen von Schlager und Volksmusik in den Regionen widerspiegelt. Ebenfalls die starke Konzentration der Genreberechnung „karneval“ besonders im Rheinland und Ruhrgebiet ist in denselben Kontext einzuordnen. Auch wenn die Karnevalsmusik zu einer Verdrängung anderer Genres in den Wiedergabelisten der entsprechenden Regionen und somit zu einem verzerrten Ergebnis führt, bleibt eine beachtenswerte Erkenntnis: Auch stark saisonale, räumlich begrenzte und kulturell bedingte Phänomene scheinen sich im Musikkonsum Deutschlands abzuzeichnen. Auf globaler Ebene haben das auch schon Park et al. (2019: 233) für weihnachtliche und karnevalistische Musik festgestellt. Analog dazu findet sich z.B. auch die Bezeichnung „oktoberfest“ 25-fach im Rohdatensatz wieder, allerdings vornehmlich in Städten im Westen des Landes anstatt in Bayern. Bei einer weiteren Interpretation muss hier dementsprechend über die Richtigkeit der Genreberechnungen von Spotify nachgedacht werden. Als letztes müssen die Sonderkategorien Hörspiel und Kindermusik thematisiert werden. Dass die räumliche Verteilung für beide eine nahezu identische Ausprägung aufweist, kann durch einen Blick in den Datensatz der 16.000 Titel hergeleitet werden. Es handelt sich bei den Hörspielen ausschließlich um Kinder- und Jugendprodukte, weshalb auf eine z.T. synonyme Zuordnung der Spotify-Genreberechnungen geschlossen werden kann. Der außergewöhnliche regionale Unterschied zwischen der starken Konzentration im Nordwesten und dem im Gegensatz dazu fast vollkommen fehlenden Vorkommen im Südosten kann trotz Recherche nicht durch eine fundierte Begründung oder Interpretation untermauert werden.

Auf Grundlage der genannten geographischen Auffälligkeiten wurden im Ergebnisteil sechs musikspezifische Cluster herausgearbeitet, die sich anhand ähnlicher Merkmale im Datensatz charakterisieren lassen. Die Effektivität einer visuellen Betrachtung zur Herausbildung verschiedener räumlicher Cluster als Möglichkeit der Veranschaulichung regionaler Ergebnisse wurde z.B. auch schon von Andrienko und Andrienko (2007: 332) gezeigt. Es ist nicht neu, dass es seitens der Musikindustrie samt Künstlern und Musikfirmen zu einer Clusterbildung kommt (Florida et al. 2010: 800). Dass in Deutschland jedoch auch seitens der Konsumenten basierend auf regionalen Unterschieden Cluster durch eine Datenanalyse identifiziert und lokalisiert werden können, ist ein Novum in der Musiklandschaft Deutschlands. Es ist trotzdem wichtig zu beachten, dass innerhalb der Cluster erwartungsgemäße Ausnahmen auftreten. Nicht alle Städte eines Clusters ähneln sich im Musikkonsum, was zum Beispiel die Abweichungen von Troisdorf im Rheinland oder Freiberg in Sachsen zeigen. Dazu kommt, dass einige Regionen wie das südliche Niedersachsen und Baden-Württemberg oder Nordhessen und das Saarland keinem Cluster zugeordnet wurden, sicherlich aber dennoch eigene Muster im Musikkonsum abbilden. Hier kommt man wieder zu der anfänglichen Feststellung, dass lokale Musikszenen meistens

„hochgradig aufgefächert und unterschiedlich gezeichnet sind“ (Lange 2016: 244), was die Skizzierung eines Gesamtbildes in einer Region erschwert. Ein spezielles Problem werfen auch Savage und Brown (2014: 149) bei ihrer Kartierung traditioneller Musikstile in Taiwan auf, das auch auf die Clusterbildung der vorliegenden Arbeit zutrifft: Die Unterscheidung zwischen einer oberflächlichen und nur scheinbaren räumlichen Ähnlichkeit gegenüber tatsächlichen strukturellen Übereinstimmungen ist nur sehr schwer zu treffen (ebd.). Dieser Tatsache wurde mit einer möglichst umfangreichen Datenmenge und einem auf zehn Wochen erstreckten Erhebungszeitraum entgegengewirkt. Nach der Betrachtung von Mustern innerhalb der Musiklandschaft Deutschlands ist auch eine Einordnung auf globaler Ebene aufschlussreich. In ihrer einjährigen Studie errechnen Park et al. (2019: 234) einen weltweiten Mittelwert für energiereiche Musik (Parameter „Energy“) von ca. 87, der den Schnitt von rund 71 aus dieser Analyse deutlich übersteigt. Auch die Positivität der Musik in Deutschland liegt mit einem Durchschnittswert von 54 klar unter dem globalen Mittel von 64 (Parameter „Valence“). Schlussfolgernd hört die Gesamtheit der Deutschen im Schnitt energielosere und weniger positiv konnotierte Musik als der Rest der Welt. Es ist gut denkbar, dass die erwähnte Dominanz des Genres Hip-Hop/Rap fast im gesamten Land die niedrigen Werte mit sich bringt und somit ursächlich für diese Ausprägung Deutschlands ist.

Der zweite und letzte Teil der inhaltlichen Diskussion stellt eine Auseinandersetzung mit dem Abgleich der BBSR-Raumdaten dar. In einem mehr ethnologischen Kontext wurde bereits festgestellt, dass die parallele Kartierung von Musik und facettenreichen Bevölkerungsmustern Seite an Seite komplex ist (Savage und Brown 2014: 149). Die hauptsächliche Schwierigkeit dabei sei, dass sich Effekte zwischen Stadtforschung und Musikausprägungen schwer zeichnen lassen (ebd.). Adithya spricht von Städten als einer „dynamische Komposition“ (2017: 7), was auf die innerstädtische Verschiedenheit hindeutet. Vor diesem Hintergrund gilt es also zu beachten, dass nicht ohne weiteres das vielschichtige Urbane auf eine Ebene mit musikspezifischen Konsummustern gebracht und analysiert werden kann. Um dieser Thematik bestmöglich entgegenzutreten, wurde in der Arbeit absichtlich keine Kartierung beider Themenbereiche gleichzeitig vorgenommen. Stattdessen dienen die Raumdaten des BBSR einer besseren Einordnung der Ergebnisse. Dafür wurden bewusst sechs Indikatoren verwendet, die eine weitere Interpretation ermöglichen. Die Trennung der Kennzahlen in stadt- und sozialgeographisch sowie sozioökonomisch ist für die Gliederung sinnvoll. Sie sollte dennoch nicht zu streng verstanden werden, da beide Begriffe teilweise gleiche Felder abdecken und sich die stadtgeographische Forschung oft sozioökonomischer Merkmale bedient (Heineberg 2017: 165 ff). An dieser Stelle ist trotzdem eine Unterscheidung zu treffen: Die Merkmale bezüglich Einwohnerzahl und -entwicklung, Verstädterungsräumen und BIP/Kopf können Basis von konkreten Hypothesen sein, da diese die Grundgesamtheit der Städte als Ganze betrachten –

entweder als absolute Zahl oder dyadisch. Die Verteilung der Musikergebnisse bezogen auf Klassen unterschiedlichen Arbeitslosen- und Studierendenanteils hingegen betrachtet verschiedene Teilgruppen der Bevölkerung einer Stadt und kann daher nicht ohne weiteres als Grundlage für Hypothesen genutzt werden. Die Aufdeckung auffälliger Verteilungen ist hier trotzdem möglich und dient der Forderung nach lokalen, tiefgehenden qualitativen Analysen einzelner Regionen. Zunächst zu ersteren Vergleichsindikatoren: Eine grundlegende statistisch getestete Erkenntnis aus Kapitel 5.2 ist, dass die Popularität der Musik im Schnitt mit der Stadtgröße nach Einwohnern abnimmt, was durch Abbildung 23 graphisch aufbereitet ist.

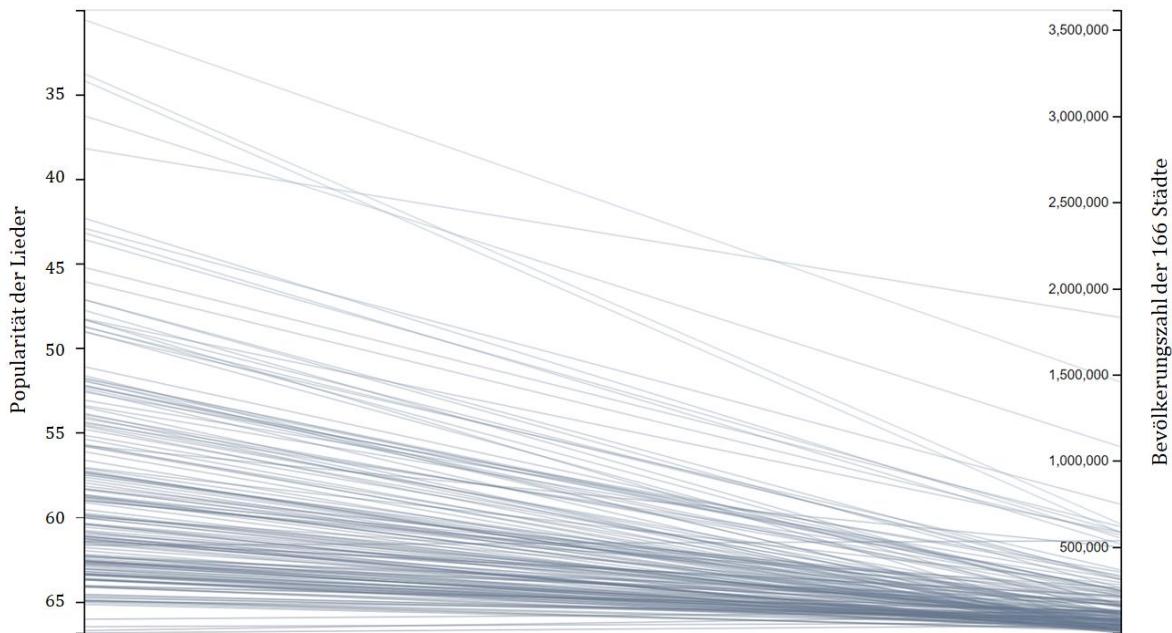


Abbildung 23 Verhältnis zwischen Popularität und Bevölkerungszahl der Städte, eigene Darstellung

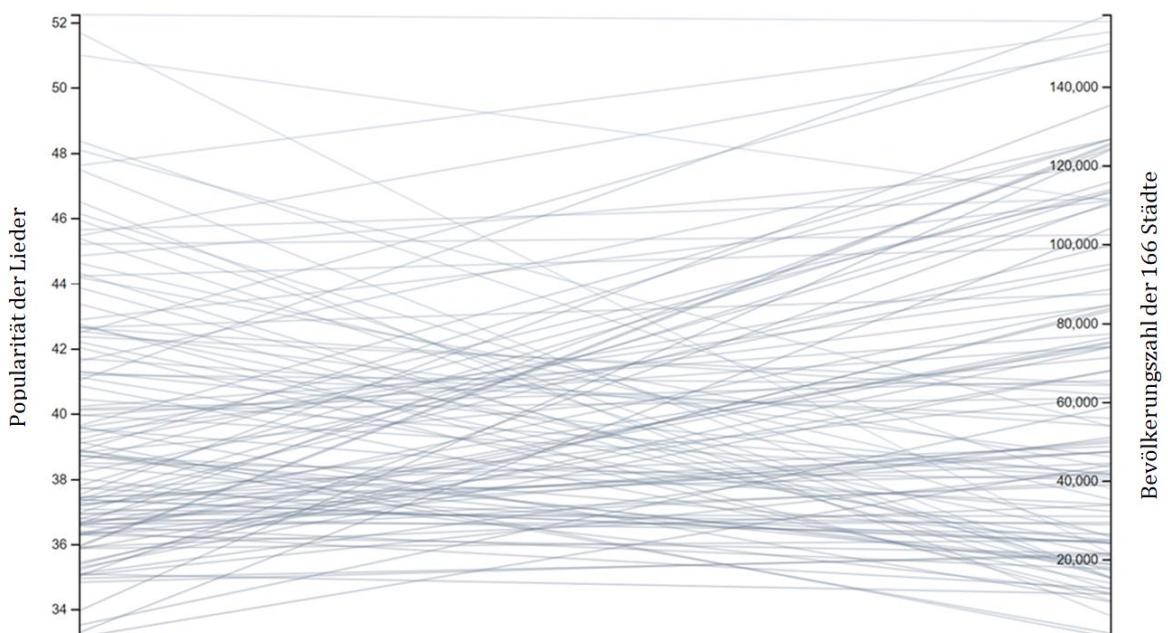


Abbildung 24 Verhältnis zwischen Popularität und Bevölkerungszahl - 50 kleinste Städte, eigene Darstellung

Eine genauere Betrachtung des Datensatzes zeigt, dass die generelle Tendenz nicht auf die kleinsten Orte des Datensatzes zutrifft. Hier ist folglich zu erwarten, dass die Popularität mit Abnahme der Einwohnerzahl ebenfalls steigt, was der entsprechenden Grafik eindeutig nicht zu entnehmen ist (Abbildung 24). Die Grafik soll verdeutlichen, dass eine zweiseitige Bewertung der Erkenntnisse notwendig ist. Während ein Zusammenhang zwischen Stadtgröße und Populärheit also für größere Städte plausibel erscheint, gilt dieser jedoch nicht für den gesamten Datensatz. Im Kontrast zu diesem Ergebnis steht die Aussage von McDonald, dass seinen Erfahrungen nach „kleine Orte häufig ein markanteres Musikmuster haben als große“ (eigene Kommunikation, 2019). Vor dem Hintergrund jedoch, dass Urbanität von wissenschaftlicher Seite als Nährboden für eine „Vielfalt an sozialen Welten [...] und kulturellen Szenen“ (Krajewski 2017: 416) charakterisiert wird, ist das Ergebnis der Analyse schlüssig. Die Beziehung kann nach dieser Beurteilung gedeutet werden – wie etwa die durchschnittlich höheren Hip-Hop/Rap-Werte in Kleinstädten. Die Vielfalt musikalischen Konsums in Großstädten sorgt möglicherweise zu einer Verdrängung der üblichen Dominanz. Dazu sollte gesagt sein, dass die vornehmliche Messung größerer urbaner Regionen durch die Methode der Datenerhebung in der Natur der Sache liegt. Rein statistisch sorgt eine hohe Einwohnerzahl für mehr Nutzer des Streaming-Dienstes, was wiederum die Wahrscheinlichkeit eines Erscheinens bei EveryNoise begünstigt (s.o.; $r = 0,96$). Diese Thematik spielt besonders beim zweiten stadtgeographischen Indikator eine Rolle. Die Wahl der MKRO-Verdichtungsräume wurde vor allem getroffen, weil wenigstens knapp ein Viertel der Städte mit Wiedergabelisten außerhalb von Verdichtungsräumen liegen (37 von 166), was Analysen zulässt. Mit 14 Städten liegen weniger als 10% des Datensatzes im ländlichen Raum, während der Rest siedlungsstrukturell als kreisfreie Großstadt oder städtischer Kreis einzuordnen ist (BBSR 2019). Bei den Daten zur Freifläche ist eine noch einseitigere Verteilung zu identifizieren, da nur acht der 166 Städte in Kreisen mit einer Freifläche von mehr als 50m^2 je Einwohner liegen. Auch der Datenabgleich mit der Einwohnerdichte zeigt eine analoge Einseitigkeit. Obwohl das BBSR also bis zu fünfklassige Indikatoren zur Verfügung stellt, ergibt hier die zweigeteilte Verortung nach Verdichtungsraum am meisten Sinn. Der Nutzen aus dem Abgleich ergibt sich bereits zu Beginn der inhaltlichen Diskussion, wo die vermehrten Musikstücke aus dem Hip-Hop/Rap in verdichteten Räumen in den Kontext der Urbanität eingeordnet wurden. Entgegengesetzt lässt sich das überdurchschnittliche Vorkommen von Schlager und Volksmusik außerhalb von Verdichtungsräumen auch in bisherige Forschungserkenntnisse eingliedern, da bereits Edensor (2006: 486) das Genre vor allem einer ländlichen Bevölkerungsgruppe zuordnet. Parallel zu diesen Ergebnissen zeigen die Abgleiche mit den Klassen unterschiedlicher Bevölkerungsentwicklung teilweise ähnliche Muster. Dies weist auf eine bedeutsame Begrenztheit der Vergleichsindikatoren hin: Vor dem Hintergrund zunehmender demographischer Verstädterung (Heineberg 2017: 33) kann abgeleitet werden,

dass viele Verdichtungsräume ebenfalls die Regionen starker Einwohnerzunahme sind, während gerade unverdichtete Räume von geringen oder sogar negativen Wachstumsraten geprägt werden. Ähnliches gilt für das BIP/Kopf, das in urbanen Räumen größer ist als in ländlichen und damit ein „Stadt-Land-Gefälle“ (Fuest und Immel 2019: 19) aufweist, welches insbesondere in Ostdeutschland stärker messbar werden kann als im restlichen Land. Die Indikatoren behandeln somit unterschiedliche sozioökonomische und stadtgeographische Daten, die auf räumlicher Ebene oft in denselben Regionen zusammenhängen und durch dieselben Städte charakterisiert werden. Ähnliche Ergebnisse müssen für diese Indikatoren also auf die gleiche Ursache zurückgeführt werden. Solange dies nicht unbewusst zu falschen kausalen Schlüssen führt, stellt der Zusammenhang zwischen den Vergleichsindikatoren kein Problem dar. Es kann eher argumentiert werden, dass der Vorteil einer facettenreichen Einordnung aller musikspezifischen Ergebnisse in der umfangreichen Betrachtung liegt. Als letzter sozialer Vergleichspunkt wird die Einteilung des Datensatzes in Klassen verschiedener Studierendenanteile diskutiert. Auch hier trifft die bereits thematisierte Limitation zu, dass es sich bei den Studierenden nicht zwangsläufig auch um Spotify-Nutzer handelt. Der Indikator wurde dennoch herangezogen, weil verschiedene wissenschaftliche Forschungsarbeiten eine Verbindung zur Musik suggerieren: Florida und Jackson machen auf „den Anstieg sogenannter Indie-Musikszenen“ (2010: 317) aufmerksam, der sich durch komplizierte soziale Netzwerke beschreiben lässt. In diesem Kontext stellt der Studierendenanteil demnach einen Indikator dar, der Aufschluss über spezielle regionale Eigenheiten und Nachfragemuster in Studentenstädten gibt (Florida et al. 2010: 791). Dieses besondere Nachfragemuster ist sogar so ausgeprägt, dass sich mit Indie/Alternative ein eigenes Musikgenre herauskristallisiert hat. Dahingehend können auch die Ergebnisse der vorliegenden Analyse gedeutet werden, die den Studentenstädten mit eigenen Ausprägungen in weiteren Genrekategorien wie Hip-Hop/Rap (geringe Mittelwerte) oder Jazz/Soul (hohe Mittelwerte) ein herausstechendes musikalisches Konsummuster zuschreiben lassen. Auf die zunächst methodisch und nun inhaltlich orientierte Diskussion folgt im kommenden und letzten Kapitel ein Fazit sowie Ausblick auf mögliche zukünftige Forschungsansätze.

7. Schlussteil

7.1 Fazit

Das Fazit der Analyse soll einen Bogen zu den beiden in Kapitel 3 formulierten Zielsetzungen der Arbeit schlagen und dadurch die Fragestellung beantworten. Zum einen war vor der Arbeit erforscht, ob überhaupt räumliche Muster im deutschen Musikkonsum festzustellen sind. Dies kann mittlerweile beantwortet werden und spiegelt sich in den zahlreichen herausgestellten regionalen Verschiedenheiten der Genrekategorien und musikspezifischen Parameter wider (Kapitel 5.1). Die bundesweite Dominanz von Hip-Hop/Rap-Musik im globalen Vergleich sowie die vielfältigen regionalen Muster innerhalb Deutschlands machen den Kern der Untersuchung aus und konnten durch sechs Cluster mit verschiedenem Musikkonsum genauer umrissen werden können. Es bleibt insgesamt ein Bild der Musiklandschaft Deutschlands, das sich aus wissenschaftlicher Sicht durch drei wesentliche Beobachtungen auf verschiedenen räumlichen Bezugsebenen (Heineberg 2017: 23) beschreiben lässt:

- I.** Großmaßstäblich und gesamtstädtisch existieren sichtbare Unterschiede zwischen Städten und ihrem unmittelbaren Umfeld, was vor allem in Großstädten und ihren Metropolregionen auffällt.
- II.** Auf intraregionaler Ebene sind räumliche Ähnlichkeiten zwischen musikspezifischen Mustern zu sehen, welche eine Clusterbildung und interregionale Vergleichbarkeit ermöglichen.
- III.** Eine nationale Betrachtung zeigt starke Heterogenität in der deutschen Musiklandschaft.

Die essentiellen Erkenntnisse der Arbeit lassen sich durch Feststellungen von Savage und Brown stützen, die u.a. „long-distance similarities“ und „nearby dissimilarities“ (2014: 146) anderer Musiklandschaften aufdecken. Die zweite Zielsetzung der Analyse gilt der Ausarbeitung eines sozioökonomischen Kontexts. Dafür wurde die Frage formuliert, inwiefern die Musikdaten Zusammenhänge zu stadttypischen Merkmalen zeigen. Es ist festzuhalten, dass sich einige Korrelationen als statistisch signifikant erweisen: Zum Beispiel wurde gezeigt, dass die Musik in großen Städten weniger populär ist als in kleinen Orten, oder dass sich Studentenstädte durch mehr Musik der Genres Indie/Alternative und Jazz/Soul, dafür aber weniger Hip-Hop/Rap charakterisieren lassen. Andere Ergebnisse ohne nachgewiesene Korrelation machen ebenfalls Vermutungen und Interpretationen möglich, wie z.B. die musikspezifischen Unterschiede innerhalb und außerhalb von Verdichtungsräumen. Zuletzt ist bemerkenswert, dass die vorliegende Analyse auch vorher unerwartete Themen hervorgebracht hat, wie die Sichtbarkeit lokaler, kultureller und saisonaler Phänomene (Karneval), die Ballung religiös konnotierter Musik und die ungleiche Ausprägung von Musikrichtungen anderer Länder und Kulturräume.

7.2 Ausblick auf zukünftige Forschungsansätze

Die Musikgeographie ist wie in der Einleitung herausgestellt ein junges und aussichtsreiches Forschungsfeld. Ein Ausblick in dieser Disziplin kann sich nach der anfangs untergliederten wirtschaftlichen, wissenschaftlichen und gesellschaftlichen Relevanz richten: McDonald betont, dass die „globale Ära des Musik-Streamings“ (persönliche Kommunikation, 2019) gerade erst beginnt. Auch der BVMI unterstützt diese Vermutung und prognostiziert einen Anstieg des Streamings auf mehr als Dreiviertel des gesamten Musikmarkts bis 2021 (BVMI 2019: 13). Für die nähere Zukunft lässt sich daraus zum einen schließen, dass wissenschaftliche Forschungsarbeiten an Bedeutungskraft gewinnen. Zum anderen können sich diese auf stetig wachsende Datenmengen und verlässlichere Statistiken stützen. Gerade der Geographie kommt dabei eine wichtige Rolle zu, da „ihre einzigartige interdisziplinäre Stellung“ (Freytag et al. 2016: 35) die Chance bietet, den rasant wachsenden Streamingmarkt und dessen Musikmuster aus räumlicher Perspektive zu sehen, um die Musiklandschaft Deutschlands besser zu verstehen. Nur mit geographischer Sichtweise ist es der Musikindustrie beispielsweise zukünftig möglich, sich an den Unterschied regionalen Musikkonsums anzupassen. Angelehnt an die Analyse von Park et al. (2019) könnte durch eine Auswertung der Wiedergabelisten in mehreren zeitlichen Intervallen die Dynamik der räumlichen Musikmuster beobachtet werden, um Prognosen aufzustellen. Gerade die anfangs beschriebene wöchentliche Aktualisierung macht EveryNoise diesbezüglich zu einer besonders geeigneten Grundlage für Zeitreihenanalysen. Während in den kommenden Jahren vermutlich umfangreiche datenbasierte Arbeiten die Teildisziplin aus wirtschaftlicher und wissenschaftlicher Sicht festigen werden, ist aus gesellschaftlich-kultureller Sicht eine stärkere qualitative Betrachtung der Verbindung von Musik und Geographie notwendig. Die vorliegende Analyse hat verschiedene Ergebnisse dargelegt, die in einer weiterführenden Forschungsarbeit durch qualitative Methoden untermauert und im Einzelfall geprüft werden können. Zum Beispiel würden Experteninterviews mit Stakeholdern und Entscheidungsträgern der Musikbranche oder Fragebögen mit Spotify-Nutzern aus den auffälligen Städten für mehr Tiefe sorgen. Diese Arbeit kann insofern als erster Teil eines Projekts nach dem Mixed Methods Ansatz (Paierl und Hart 2016: 265) verstanden werden. Fest steht, dass in der Forschungsdisziplin der Musikgeographie die umfangreiche Fülle an Möglichkeiten noch nicht ausgeschöpft ist, weshalb zukünftig viele geographische Fragen an die Musiklandschaft gestellt werden können und sollten (Carney 1998: 5). Das nicht nur durch die Analyse aufgedeckte, sondern auch von EveryNoise-Betreiber Glenn McDonald angeführte kulturelle Potential der Musik (eigene Kommunikation, 2019) bietet Interessierten die Möglichkeit, diese Bandbreite an Fragestellungen auszuschöpfen. Geographische Forschung kann dazu einen besonderen Beitrag leisten, welcher durch diese Arbeit aus deutscher Sicht initiiert und somit angestoßen wurde.

Literaturverzeichnis

- Adhitya, S., 2017. Musical Cities. UCL Press, London.
- Andrienko, G., Andrienko, N., 2007. Multimodal Analytical Visualisation of Spatio-Temporal Data. In: Cartwright, W., Peterson, M. P., Gartner, G., Multimedia Cartography (2nd Edition). Springer Verlag, Berlin, 327-346.
- Akulavicius, M., Bartkus, E. V., 2015. Possibilities of Digital Piracy Management in Music Records Industry. Procedia – Social and Behavioral Sciences 213, 716-721.
- Askin, N., Mauskapf, M., 2017. What Makes Popular Culture Popular? Product Features and Optimal Differentiation in Music. American Sociological Review 82 (4), 1-35.
- Bader, I., Scharenberg, A., 2010. The Sound of Berlin: Subculture and the global music industry. International Journal of Urban and Regional Research 34 (1), 76-91.
- Batty, M., Hudson-Smith, A., Milton, R., Crooks, A., 2010. Map mashups, Web 2.0 and the GIS revolution. Annals of GIS 16 (1), 1-13.
- Bauer, J., Englert, W., Meier, U., Morgeneyer, F., Waldeck, W., 2002. Physische Geographie kompakt. Spektrum akademischer Verlag, Heidelberg.
- Bennett, A., 1999. Hip hop am Main: the localization of rap music and hip hop culture. Media, Culture & Society 21 (1), 77-91.
- Bill, R., 2016. Grundlagen der Geo-Informationssysteme. VDE Verlag, Berlin.
- Borja, K., Dieringer, S., 2016. Streaming or stealing? The complementary features between music streaming and music piracy. Journal of Retailing and Consumer Services 32, 86-95.
- Brackett, D., 2016. Categorizing Sound: Genre and Twentieth-Century Popular Music. University of California Press, Oakland.
- Brauer, J., 2012. Clashes of Emotions: Punk Music, Youth Subculture, and Authority in the GDR (1978-1983). Social Justice 38 (4), 53-70.
- Brownell, H. H., Caramazza, A., 1978. Categorizing with overlapping categories. Memory & Cognition 6 (5), 481-490.
- BDKV, 2018. Bdv-Marktstudie 2018. Bundesverband der Konzert- und Veranstaltungswirtschaft e.V., Hamburg.
- Byklum, D., 1994. Geography and Music: Making the Connection. Journal of Geography 93 (6), 274-278.
- Carney, G., 1998. Music Geography. Journal of Cultural Geography 19 (1), 1-10.
- Chang, K. T., 2008. Introduction to Geographic Information Systems (4th edition). McGraw-Hill, New York.
- Danaher, B., Dhanasobhon, S., Smith, M. D., Telang, R., 2010. Converting Pirates Without Cannibalizing Purchasers: The Impact of Digital Distribution on Physical Sales and Internet Piracy. Marketing Science 29 (6), 1138-1151.
- De Lange, N., 2006. Geoinformatik in Theorie und Praxis. Springer-Verlag, Heidelberg.

- Dixon, S., Pampalk, E., Widmer, G., 2003. Classification of Dance Music by Periodicity Patterns. Proceedings of 4th International Conference on Music Information Retrieval (ISMIR), October 26 – 30, 2003, Baltimore, MD, 1-7.
- Drücke, F., Herrenbrück, S., Sobbe, G., 2019. Musikindustrie in Zahlen – Jahresbericht 2018. Bundesverband Musikindustrie e.V., Berlin.
- Edensor, T., 2006. Performing rurality. In: Cloke, P., Marsden, T., Mooney, P., Handbook of rural studies. Sage Publications, London, UK, 484-495.
- Forero, M. P. B., 2013. Mobile communication networks and Internet technologies as drivers of technical efficiecy improvement. *Information Economics and Policy* 25 (3), 126-141.
- Florida, R., Jackson, S., 2010. Sonic City: The Evolving Economic Geography of the Music Industry. *Journal of Planning Education and Research* 29 (3), 310-321.
- Florida, R., Mellander, C., Stolarick, K., 2010. Music scenes to music clusters: the economic geography of music in the US, 1970 – 2000. *Journal of Environment and Planning* 42 (1), 785-804.
- Freytag, T., Gebhardt, H., Gerhard, U., Wastl-Walter, D., 2016. Humangeographie kompakt. Springer Spektrum Verlag, Wiesbaden.
- Friberg, A., Schoonderwaldt, E., Hedblad, A., Fabiani, M., Elowsson, A., 2014. Using listener-based perceptual features as intermediate representations in music information retrieval. *The Journal of the Acoustical Society of America* 60 (4), 1951-1963.
- Fuest, C., Immel, L., 2019. Ein zunehmend gespaltenes Land? Regionale Einkommensunterschiede und die Entwicklung des Gefälles zwischen Stadt und Land sowie West- und Ostdeutschland. *Ifo Schnelldienst* 72 (16), 19-28.
- Glasze, G., Mattissek, A., 2012. Handbuch Diskurs und Raum – Theorien und Methoden für die Humangeographie sowie die sozial- und kulturwissenschaftliche Raumforschung. Transcript Verlag, Bielefeld.
- Graser, A., 2016. Learning QGIS – Third Edition. Packt Publishing Ltd., Birmingham.
- Guins, R., 2008. Hip-Hop 2.0. In: Everett, A., Learning Race and Ethnicity: Youth and Digital Media. The MIT Press, Cambridge, MA, 63-80.
- Har-Peled, S., Roth, D., Zimak, D., 2003. Constraint classification for multiclass classification and ranking. Proceedings of the 15th International Conference on Neural Information Processing Systems, December 9-14, 2002, Vancouver, Canada, 809-816.
- Heineberg, H., Kraas, F., Krajewski, C., 2017. Stadtgeographie. Verlag Ferdinand Schöningh GmbH & Co. KG, Paderborn.
- Hracs, B. J., Seman, M., Virani, T. E., 2016. The Production and Consumption of Music in the Digital Age. Routledge, New York.
- Huber, M., 2018. Gangsta-Rap – Wie soll man das verstehen? Bundesprüfstelle für jugendgefährdende Medien (BPjM) aktuell 2018 (3), 9-14.
- Hudson, R., 2006. Regions and place: music, identity and place. *Process in Human Geography* 30 (5), 626-634.
- International Federation of Phonographic Industry 2010. IFPI Digital Music Report. IFPI Insights and Analytics, London.

International Federation of Phonographic Industry, 2018. Music Consumer Insight Report. IFPI Insights and Analytics, London.

Joshi, S. C., Glenda, R., 2018. Information Technology, Internet Use and Adolescent Cognitive Development. Proceedings of Third IEEE International Conference on Computational Systems and Information Technology for Sustainable Solutions, December 20 – 22, 2018, Bangalore, India, 26-32.

Killin, A., 2018. The origins of music: Evidence, theory, and prospects. *Music & Science* 1, 1-23.

Klein, G., Friedrich, M., 2003. Is it real? Die Kultur des HipHop. Suhrkamp Verlag, Berlin.

Koops, B. J., 2014. The trouble with European data protection law. *Journal of International Data Privacy Law* 4 (4), 250-261.

Krajewski, C., 2017. StädteTourismus und Stadtkultur. In: Heineberg, H., *Stadtgeographie*. Verlag Ferdinand Schöningh GmbH & Co. KG, Paderborn, 405-423.

Kreitz, G., Niemela, F., 2010. Spotify – Large Scale, Low Latency, P2P Music-on-Demand Streaming. Proceedings of the 10th IEEE Tenth International Conference on Peer-to-Peer Computing (P2P), August 25-27, 2010, Boulder, NL, 1-10.

Lange, B., 2014. Konfigurationen von Wertschöpfung: Musikproduktion zwischen Orten und Szenen. In: Barber-Kersovan, A., Kirchberg, V., Kuchar, R., *Music City: Musical Approaches to the Creative City*. Transcript Verlag, Bielefeld, 83-98.

Leidig, M., Teeuw, R., 2015. Free software: A review, in the context of disaster management. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 42, 49-56.

Leyshon, A., Webb, P., French, S., Thrift, N., Crewe, L., 2005. On the reproduction of the musical economy after the Internet. *Journal of Media, Culture & Society* 27 (2), 177-209.

Leyshon, A., Webb, P., French, S., Thrift, N., Crewe, L., 2016. Leveraging Affect – Mobilizing Enthusiasm and the Co-Production of the Musical Economy. In: Hracs, B. J., Seman, M., Virani, T. E., *The Production and Consumption of Music in the Digital Age*. Routledge, New York, 248-260.

Mager, C., Hoyler, M., 2007. HipHop als Hausmusik: Globale Sounds und (sub)urbane Kontexte. In: Helms, D., *Sound and the city*. Transcript Verlag, Bielefeld, 45-63.

Malone, B. C., Laird, T., *Country Music USA: 50th Anniversary Edition*. University of Texas Press, Austin.

Markusen, A., 2004. The distinctive city: Evidence from artist and occupational profiles. *Urban Studies* 43 (8), 1301-1323.

Mauri, M., Elli, T., Caviaglia, G., Ubaldi, G., Azzi, M., 2017. RAWGraphs: A Visualisation Platform to Create Open Outputs. In: Proceedings of the 12th Biannual Conference on Italian SIGCHI. ACM, New York, NY, 281-285.

Nietzsche, F. W., 1889. *Götzen-Dämmerung oder Wie man mit dem Hammer philosophiert*. Verlag C. G. Naumann, Leipzig.

Noack, W., 2001. Excel 2000 – Automatisierung, Programmierung. Herdt-Verlag für Bildungsmedien GmbH, Nackenheim.

Paierl, D. L., Hart, P., 2016. Zwischen Sterben und Wirtschaften – Ein Mixed-Methods-Ansatz zur Erforschung eines unbekannten Fehlers. In: Wintzer, J., *Qualitative Methoden in der Sozialforschung*. Springer Link, 263-271.

Park, M., Thom, J., Mennicken, S., Cramer, H., Macy, M., 2019. Global music streaming data reveal diurnal and seasonal patterns of affective preference. *Nature Human Behaviour* 3, 230-236.

Rat und Kommission der Europäische Union, 2016. Regulation on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation). Official Journal oft he European Union 119, 1-88.

Rietveld, H. C., 2019. This is Our House – House Music, Cultural Spaces and Technologies. Routledge, London.

Rödder, S., 2011. Science and the Mass Media –‘Medialization’ as a New Perspective on an Intricate Relationship. *Sociology Compass* 5 (9), 834-845.

Savage, P.E., Brown, S., 2014. Mapping Music: Cluster Analysis Of Song-Type Frequencies Within And Between Cultures. *Ethnomusicology* 58 (1), 133-155.

Schormann, C., 2005. Klassik, Jazz, Schlager, volkstümliche Musik: Entgrenzung und Spezifizierung. In: Faulstich, W., Die Kultur der 80er Jahre. Wilhelm Fink Verlag, Paderborn, 169-178.

Schupp, J., Goebel, J., Kroh, M., Wagner, G. G., 2013. Zufriedenheit in Deutschland so hoch wie nie nach der Wiedervereinigung. In: Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung e.V., DIW Wochenbericht 47. DIW Berlin, 34-42.

Slobin, M., 1994. Music in Diaspora: The View from Euro-America. *Diaspora: A Journal of Transnational Studies* 3 (3), 243-251.

Steel, D., 2007. Across the Boundaries: Extrapolation in Biology and Social Science. Oxford University Press, Oxford.

Stratton, J., 2011. Skin deep: ska and reggae on the racial faultline in Britain 1968-1981. *Popular Music History* 5 (2), 191-215.

Thomes, T.P., 2011. An Economic Analysis of Online Streaming: How the Music Industry Can Generate Revenues from Cloud Computing. Leibnitz-Zentrum für europäische Wirtschaftsforschung GmbH, Mannheim.

Tschmuck, P., 2012. Creativity and Innovation in the Music Industry. Springer-Verlag, Heidelberg.

Van den Hoven, J., 2015. Analyzing Spotify Data: Exploring the possibilities of user data from a scientific and business perspective. Vrije Universiteit, Amsterdam.

Wicke, P., 2010. Genres, Stile und musikalische Strömungen populärer Musik in Deutschland. Deutsches Musikinformationszentrum, Bonn.

Williams, M. L., Geringer, J. M., Brittin, R. V., 2019. Music Listening Habits and Music Behavious of Middle and High School Musicians. *Applications of Research in Music Education* 37 (2), 38-45.

Zimmermann-Janschitz, S., 2014. Statistik in der Geographie. Springer Spektrum, Wiesbaden.

Quellenverzeichnis

Daten

Amt für Statistik Berlin-Brandenburg, 2019. https://www.statistik-berlin-brandenburg.de/publikationen/Stat_Berichte/2019/SB_A01-07-00_2018m12_BB.xlsx, 2019-10-26.

Bayerisches Landesamt für Statistik, 2019.
<https://www.statistikdaten.bayern.de/genesis/online?sequenz=tabelleErgebnis&selectionname=12411-001>, 2019-10-26.

Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG), 2015.
https://daten.gdz.bkg.bund.de/produkte/vg/vg250_ebenen/aktuell/vg250_01-01.utm32s.shape.ebenen.zip, 2019-07-09.

Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) im Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung. 2019. <https://bbsr-geodienste.de/raumbeobachtung/>, 2019-10-28.

CHE Gemeinnütziges Centrum für Hochschulentwicklung GmbH (CHE gGmbH), 2019. Zeitverlag Gerd Bucerius GmbH & Co. KG, Hamburg. <https://ranking.zeit.de/che/de/>, 2019-08-26.

Hessisches Statistisches Landesamt, 2019.
https://statistik.hessen.de/sites/statistik.hessen.de/files/Bevoelkerung_hessische_Gemeinden_31.12.2018_03072019.xlsx, 2019-10-26.

Landesamt für Statistik Niedersachsen, 2019.
https://www.statistik.niedersachsen.de/startseite/datenangebote/lsn_online_datenbank/, 2019-10-26.

Landesbetrieb Information und Technik Nordrhein-Westfalen, 2019.
<https://www.landesdatenbank.nrw.de/ldbnrw/online;jsessionid=FBC481AAC50656B8CA9E933111BC242A ldb2?sequenz=tabelleErgebnis&selectionname=12411-31iz>, 2019-10-26.

McDonald, G., 2019. <http://everynoise.com/everyplace.cgi?&vector=city&scope=DE>, 2019-11-06.

Statista, 2019. Spotify Dossier.
<https://de.statista.com/statistik/studie/id/21276/dokument/spotify-statista-dossier>, 2019-07-05.

Statistisches Amt für Hamburg und Schleswig-Holstein, 2019. <https://www.statistik-nord.de/zahlen-fakten/bevoelkerung/bevoelkerungsstand-und-entwicklung/>, 2019-10-26.

Statistisches Amt Mecklenburg-Vorpommern, 2019. <https://www.laiv-mv.de/static/LAIV/Statistik/Dateien/Publikationen/A%20I%20Bev%C3%B6lkerungsstand/A123/2018/A123%202018%2022.xls>, 2019-10-26.

Statistisches Amt Saarland, 2019.
https://www.saarland.de/dokumente/thema_statistik/FB_311218_nZ_final.pdf, 2019-10-26.

Statistisches Landesamt Baden-Württemberg, 2019. https://www.statistik-bw.de/BevoelkGebiet/Bevoelk_I_D_A_vj.csv, 2019-10-26.

Statistisches Landesamt Bremen, 2019.
https://www.statistik.bremen.de/sixcms/media.php/13/2019-07-16_PM_Bevoelkerung2018.pdf, 2019-10-26.

Statistisches Landesamt des Freistaats Sachsen, 2019.
https://www.statistik.sachsen.de/download/010_GB-Bev/Bev_Z_Gemeinde_akt.pdf, 2019-10-26.

Statistisches Landesamt Rheinland-Pfalz, 2018.
http://www.statistik.rlp.de/fileadmin/dokumente/Tabellen/tabc_Bev/T4_Basis_Bev_Alter_Famst_Geschl.xlsx, 2019-10-26.

Statistisches Landesamt Sachsen-Anhalt, 2019. https://statistik.sachsen-anhalt.de/fileadmin/Bibliothek/Landesamter/StaLa/startseite/Themen/Bevoelkerung/Berichte/Bevoelkerungsstand/6A102_02_18-A.pdf, 2019-10-26.

Thüringer Landesamt für Statistik, 2019.
<https://statistik.thueringen.de/datenbank/TabAnzeige.asp?tabelle=gg000102%7C%7C>, 2019-10-26.

Internetquellen

Deutsche Gesellschaft für Geographie, 2019. Geographie – Eine Disziplin stellt sich vor. <https://geographie.de/studium-fortbildung/geographie-eine-disziplin-stellt-sich-vor/>, 2019-11-01.

Duden, 2019. Streaming. <https://www.duden.de/rechtschreibung/Streaming>, 2019-10-01.

Meo, F., 2019. Wer wird in welcher Stadt am meisten gestreamt?. <https://rap.de/news/171224-wer-wird-in-welcher-stadt-am-meisten-gestreamt/>, 2019-09-29.

NASA Jet Propulsion Laboratory at California Institute of Technology, 2019. Music From Earth. <https://voyager.jpl.nasa.gov/golden-record/whats-on-the-record/music/>, 2019-10-20.

SPIEGEL Online, 2019. Sie sind Schwabe? Dann hören Sie bestimmt Hip-Hop. <https://www.spiegel.de/kultur/musik/musik-streaming-das-hoert-deutschland-analyse-von-spotify-daten-a-1272044.html>, 2019-09-23.

Spotify Insights, 2018. Musical Map of the World. <https://insights.spotify.com/us/2015/07/13/musical-map-of-the-world>, 2019-07-28.

Spotify SA, 2019. Company Info. <https://newsroom.spotify.com/company-info/>, 2019-10-21.

Spotify SA, 2019. Get Audio Features for a Track. <https://developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/tracks/get-audio-features/>, 2019-10-13.

ZEIT Magazin, 2017. Jenes Schweben der Seele. <https://www.zeit.de/zeitmagazin/2017/32/jazz-stadt-deutschland/komplettansicht>, 2019-09-21.

Anhang

1. Protokoll des E-Mail-Verkehrs mit McDonald, Herausgeber von EveryNoise

Ben Buchenau, 10. Juni 2019

Dear Glenn, I recently discovered your website Everynoise.com while searching for an interesting topic related to music streaming for my thesis work in geography at University of Cologne, Germany. I will implement a WebGIS displaying various music genres and their relation to demographics, national state borders, student share in the cities population, basically data that could be correlating to different genres. In my previous research I came up with two questions that I would like to ask you in order to understand more how your website works. Firstly, as I am focusing on German cities (of which you analyzed about 150), I wondered why the amount of songs is varying, from 100 in most cases to about 20 for some smaller cities. Is it due to a lack of analyzable data in these places? Secondly, I am interested in the various playlists (sub)genres that you are displaying in different font sizes. Reviewing the HTML code I guessed that 102% size - which is always the lowest - displays a subgenre that is appearing once in the whole playlist. I am wondering, if you counted proportionally from there on, meaning a font size of 110% complies with 10 appearances in the playlist. As I know most songs are tagged with more than one subgenre, counting the absolute values appears to be difficult. I would really appreciate it if you could give me a short statement. Greetings from Germany, Ben Buchenau

Glenn McDonald, 13. Juni 2019

Dear Ben, the number of songs varies according to the strength of distinctive-listening signal. This tends to correlate with the absolute amount of listening in those places. Most of the times, small places have more distinctive patterns than larger ones. And yes, the font-size is produced by adding the number of tracks in that genre to 100. Meaning the suggested 10 appearances result in 110% font-size on my website. I only use genres with at least 2 tracks in that playlist. Genre mappings can be a bit subjective, of course, and there counts are only the songs in the cities playlists, which are a small subset of the city's listening. So there are few caveats, but yes.

Ben Buchenau, 18. Juni 2019

Hi Glenn, thanks for your answer! I also recognized there are a few things I need to treat with caution, as the spectrum of cities and also song variety changes quickly. I guess the geographically specific data of a cities total song plays you are analyzing and then using for the playlists is Spotify

internal and can't be accessed by the API? I checked the possible endpoints without finding ways to extract data on absolute song plays per city. If it is possible nevertheless, can you tell me how to access it? Also I wonder if you used all Spotify users as data basis or only paying premium users. So far my analysis definitely shows that there are interesting geographical patterns. Greetings, Ben Buchenau

Glenn McDonald, 22. Juni 2019

Hi Ben. Yeah, the geographic stuff relies on internal stream-level data that I am not allowed to share with you directly. For my website I do use all users, not just premium ones.

Ben Buchenau, 10. Juli 2019

Dear Glenn, thanks for your answer. I already expected the data to be private, but they would have been a good source to analyze directly. Is there a way you could provide the raw JSON (or CSV) data - of course explicitly for this thesis work?

Glenn McDonald, 15. Juli 2019

Hi Ben. No, sorry, I do not have more data I can share directly.

Ben Buchenau, 14. Oktober 2019

Dear Glenn, my thesis work based on your EveryNoise data is almost finished, thanks again for your answers back in June and July this year. Would you, for a few quoted sentences in my discussion and outlook part, state on what you think about the resonance to your website and streaming developments in general? In Germany, alone in this year there appeared media coverage in two large newspapers (Spiegel Online and Zeit Magazin) as well as on a large platform for hip-hop music. I would be glad if you could give me your opinion on the growing interest in music streaming data for evaluation and your website especially. Thanks for your help!

Glenn McDonald, 16. Oktober 2019

Sure. I feel like we're still very much at the beginning of the global streaming era, and have a lot of work still to do to make the cultural potential of access to "all music" into actual experiences for most people. Everynoise is a playground for the curious, so when people are interested in it I take it as an encouraging leading indicator. But we'll need to find more ways to develop people's innate curiosity so they don't just use "all the world's music" as a way to listen to only the things they already know. Glenn.

2. Berechnungen statistischer Signifikanz

Studierendenanteil und Genrekategorie Soul/Jazz

Stichprobe	Anzahl	Hypothese
A – Niedrigster Studierendenanteil	44	In Studentenstädten wird mehr Jazz/Soul gehört.
B – Höchster Studierendenanteil	44	
H0 – Das Genre Soul/Jazz kommt in Städten mit hohem Studierendenanteil nicht häufiger vor.		
H1 – Das Genre Soul/Jazz kommt in Städten mit hohem Studierendenanteil häufiger vor.		
p = 0.0061		

Student's t-Test: Results

The results of an unpaired t-test performed at 13:56 on 5-NOV-2019

t= -2.81

sdev= 3.14

degrees of freedom = 86 The probability of this result, assuming the null hypothesis, is 0.0061

Group A: Number of items= 44

0.00 2.00 2.00 4.00 4.00

Mean = 0.273

95% confidence interval for Mean: -0.6697 thru 1.215

Standard Deviation = 0.924

Hi = 4.00 Low = 0.00

Median = 0.00

Average Absolute Deviation from Median = 0.273

Group B: Number of items= 44

0.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.94 4.00 4.00 7.00 8.00 13.0 16.0 20.0

Mean = 2.16

95% confidence interval for Mean: 1.215 thru 3.100

Standard Deviation = 4.35

Hi = 20.0 Low = 0.00

Median = 0.00

Average Absolute Deviation from Median = 2.16

Data Reference: CABE

Studierendenanteil und Hip-Hop/Rap

Stichprobe	Anzahl	Hypothese
A – Niedrigster Studierendenanteil B – Höchster Studierendenanteil	44 44	In Studentenstädten wird weniger Hip-Hop/Rap gehört.
H0 – Das Genre Hip-Hop kommt in Städten mit hohem Studierendenanteil nicht seltener vor. H1 – Das Genre Hip-Hop kommt in Städten mit hohem Studierendenanteil seltener vor.		
p = 0.022		

Student's t-Test: Results

The results of an unpaired t-test performed at 13:42 on 5-NOV-2019

t= 2.34

sdev= 22.0

degrees of freedom = 86 The probability of this result, assuming the null hypothesis, is 0.022

Group A: Number of items= 44

5.19 8.00 15.0 16.0 19.0 23.6 28.0 29.0 31.0 36.0 38.0 39.0 41.0 52.0 53.0 55.0 55.0 56.0 56.0 57.0 57.0 57.7
60.0 61.0 62.0 63.6 64.0 65.0 66.0 68.0 70.5 71.0 72.0 73.0 73.0 74.0 75.0 76.0 76.0 76.8 84.0 87.0 88.0 94.0

Mean = 55.2

95% confidence interval for Mean: 48.59 thru 61.75

Standard Deviation = 22.6

Hi = 94.0 Low = 5.19

Median = 58.8

Average Absolute Deviation from Median = 17.6

Group B: Number of items= 44

4.00 9.00 13.0 14.0 15.0 20.0 24.0 24.0 25.0 26.0 26.5 28.0 29.0 29.0 31.0 32.0 33.0 41.0 43.1 44.0 46.0 47.0
47.0 47.0 48.0 48.0 49.0 49.0 49.0 49.0 51.0 52.0 53.0 58.0 65.0 66.0 68.0 71.0 74.0 75.0 79.0 81.0 96.0

Mean = 44.2

95% confidence interval for Mean: 37.66 thru 50.82

Standard Deviation = 21.3

Hi = 96.0 Low = 4.00

Median = 47.0

Average Absolute Deviation from Median = 16.8

Data Reference: CSD4

Studierendenanteil und Indie/Alternative

Stichprobe	Anzahl	Hypothese
A – Niedrigster Studierendenanteil B – Höchster Studierendenanteil	44 44	In Studentenstädten wird mehr Indie/Alternative gehört.
H0 – Das Genre Indie/Alternative kommt in Städten mit hohem Studierendenanteil nicht häufiger vor.		
H1 – Das Genre Indie/Alternative kommt in Städten mit hohem Studierendenanteil häufiger vor.		
p = 0.05		

Student's t-Test: Results

The results of an unpaired t-test performed at 13:47 on 5-NOV-2019

t= -1.99

sdev= 16.3

degrees of freedom = 82 The probability of this result, assuming the null hypothesis, is 0.050

Group A: Number of items= 42

0.00 2.00 2.00
3.00 3.00 5.00 8.00 11.0 12.0 13.0 13.0 20.0 20.0 25.0 25.4 29.0 29.0 37.0 45.0 46.0 47.0 52.0 63.0

Mean = 12.2

95% confidence interval for Mean: 7.150 thru 17.16

Standard Deviation = 17.6

Hi = 63.0 Low = 0.00

Median = 2.00

Average Absolute Deviation from Median = 12.1

Group B: Number of items= 42

2.00 2.00 2.00 3.00 3.00 3.00 4.00 4.00 5.00 5.00 6.00 7.00 7.00 8.00 8.00 8.00 9.00 10.0 11.0 12.0 13.9 16.0
19.0 21.0 22.0 26.0 26.0 27.0 27.0 28.0 29.0 32.0 33.0 35.0 38.0 38.2 41.0 42.0 45.0 47.0 53.0

Mean = 19.2

95% confidence interval for Mean: 14.21 thru 24.22

Standard Deviation = 14.9

Hi = 53.0 Low = 2.00

Median = 14.9

Average Absolute Deviation from Median = 12.9

Data Reference: C93A

Einwohnerzahl und Popularität

Stichprobe	Anzahl	Hypothese
A – Niedrigste Einwohnerzahlen B – Höchste Einwohnerzahlen	83 83	Die Popularität der Musikstücke nimmt mit der Städtegröße ab .
H0 – Der Parameter “Popularity” ist in großen Städten nicht geringer als in kleinen Städten.		
H1 – Der Parameter “Popularity” ist in großen Städten geringer als in kleinen Städten.		
$p = <0,0001$		

Student's t-Test: Results

The results of an unpaired t-test performed at 09:08 on 5-NOV-2019

t= 5.96

sdev= 6.53

degrees of freedom = 164 The probability of this result, assuming the null hypothesis, is less than .0001

Group A: Number of items= 83

48.3 51.6 51.9 52.5 53.5 53.9 54.1 54.6 55.4 55.7 55.8 56.1 56.6 57.2 57.3 57.4 57.5 57.6 57.8 58.0 58.3
58.7 58.7 58.8 58.9 59.1 59.6 59.8 59.9 59.9 60.0 60.1 60.4 60.5 60.9 61.1 61.1 61.2 61.3 61.3 61.5
61.6 62.0 62.3 62.3 62.6 62.6 62.6 62.8 62.8 62.9 62.9 63.1 63.1 63.2 63.3 63.3 63.4 63.4 63.4 63.5
63.6 63.7 63.7 63.7 63.7 64.1 64.1 64.2 64.6 64.6 64.7 64.8 64.9 64.9 65.0 65.0 65.2 66.5 66.9

Mean = 60.7

95% confidence interval for Mean: 59.26 thru 62.09

Standard Deviation = 3.81

Hi = 66.9 Low = 48.3

Median = 61.5

Average Absolute Deviation from Median = 2.98

Group B: Number of items= 83

30.0 30.6 33.8 34.2 36.2 38.2 42.3 42.9 43.2 43.6 45.2 46.1 47.1 47.1 47.8 48.3 48.3 48.7 48.8 49.0 49.0
51.1 51.8 51.8 52.0 52.2 52.2 52.3 52.4 52.6 53.1 53.4 53.9 54.2 54.4 54.4 54.5 54.8 55.2 55.8 55.8 57.1
57.1 57.4 57.5 58.2 58.3 58.4 58.7 58.8 59.0 59.0 59.0 59.9 60.0 60.4 60.4 60.6 60.8 60.9 61.0 61.1 61.4
61.4 61.5 61.7 61.8 62.2 62.3 62.4 62.5 62.6 62.6 62.7 62.7 63.0 63.2 63.4 64.0 64.1 65.0 66.0 66.7

Mean = 54.6

95% confidence interval for Mean: 53.23 thru 56.06

Standard Deviation = 8.41

Hi = 66.7 Low = 30.0

Median = 57.1

Average Absolute Deviation from Median = 6.53

Data Reference: 94A2

Arbeitslosenquote und Hörspiele

Stichprobe	Anzahl	Hypothese
A – Niedrigste Arbeitslosenquote	56	
B – Höchste Arbeitslosenquote	56	In Städten mit hoher Arbeitslosenquote werden mehr Hörspiele gehört.
H0 – Die Kategorie Hörspiele kommt in Städten mit hoher Arbeitslosenquote nicht häufiger vor.		
H1 – Die Kategorie Hörspiele kommt in Städten mit hoher Arbeitslosenquote häufiger vor.		
p = <0,0001		

Student's t-Test: Results

The results of an unpaired t-test performed at 14:01 on 5-NOV-2019

t= -4.47

sdev= 2.90

degrees of freedom =110 The probability of this result, assuming the null hypothesis, is less than .0001

Group A: Number of items= 56

0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00
0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00
2.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.60 3.00 3.00 3.00 3.00 4.76 5.00 5.00 5.77

Mean = 0.949

95% confidence interval for Mean: 0.1798 thru 1.718

Standard Deviation = 1.56

Hi = 5.77 Low = 0.00

Median = 0.00

Average Absolute Deviation from Median = 0.949

Group B: Number of items= 56

0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00
0.00 0.00 0.00 0.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.66 3.90 4.00 4.00 4.00 4.00
4.00 4.00 4.00 5.00 5.00 5.00 5.00 7.00 8.00 9.00 10.0 10.0 10.0 10.0 13.0 15.0

Mean = 3.40

95% confidence interval for Mean: 2.634 thru 4.172

Standard Deviation = 3.80

Hi = 15.0 Low = 0.00

Median = 3.00

Average Absolute Deviation from Median = 2.87

Data Reference: CBSE

Arbeitslosenquote und Kindermusik

Stichprobe	Anzahl	Hypothese
A – Niedrigste Arbeitslosenquote B – Höchste Arbeitslosenquote	56 56	In Städten mit hoher Arbeitslosenquote wird mehr Kindermusik gehört.
H0 – Die Kategorie Kindermusik kommt in Städten mit hoher Arbeitslosenquote nicht häufiger vor.		
H1 – Die Kategorie Kindermusik kommt in Städten mit hoher Arbeitslosenquote häufiger vor.		
p = <0,0001		

Student's t-Test: Results

The results of an unpaired t-test performed at 14:02 on 5-NOV-2019

t= -4.20

sdev= 2.15

degrees of freedom = 110 The probability of this result, assuming the null hypothesis, is less than .0001

Group A: Number of items= 56

0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00
0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00
2.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.00 2.60 3.00 3.00 3.57 3.85 4.00 4.00

Mean = 0.750

95% confidence interval for Mean: 0.1815 thru 1.319

Standard Deviation = 1.27

Hi = 4.00 Low = 0.00

Median = 0.00

Average Absolute Deviation from Median = 0.750

Group B: Number of items= 56

0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00
0.00 0.00 0.00 0.00 2.00 2.00 2.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.00 3.66
3.90 4.00 4.00 4.00 4.00 5.00 6.00 6.00 7.00 7.00 7.00 9.00 9.00 10.0

Mean = 2.46

95% confidence interval for Mean: 1.888 thru 3.025

Standard Deviation = 2.76

Hi = 10.0 Low = 0.00

Median = 2.00

Average Absolute Deviation from Median = 2.24

Data Reference: CB9F

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit versichere ich an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne die Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus veröffentlichten und nicht veröffentlichten Schriften entnommen wurden, sind als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit ist in gleicher oder ähnlicher Form oder auszugsweise im Rahmen einer anderen Prüfung noch nicht vorgelegt worden. Ich versichere, dass die eingereichte elektronische Fassung der eingereichten Druckfassung vollständig entspricht.

Name, Vorname

geboren am

Matrikelnummer

Ort, Datum

Unterschrift