



**Hochschule Macromedia für angewandte Wissenschaften,  
University of Applied Sciences**

# **BACHELORARBEIT**

zur Erlangung des akademischen Grades  
Bachelor of Arts

**Der Einfluss von Filterblasen auf die Nutzung von  
Musik-Streaming-Diensten  
im Studiengang Medienmanagement  
Studienrichtung Musikmanagement**

**Erstprüfer:  
Prof. Dr. Michael Theede**

**Vorgelegt von:**

**Vorname Name: Jana Berberich**

**Matr.-Nr.: H-34207**

**Studiengang: Medienmanagement**

**Fachrichtung: Musikmanagement**

**Hamburg, im Februar, 2018**

# Zusammenfassung

Die vorliegende Bachelorarbeit befasst sich mit dem Einfluss von Filterblasen auf die Nutzung von Musik-Streaming-Portalen in Deutschland.

Aufgrund des großen Wachstums von Audio-Streaming innerhalb der letzten Jahre nimmt Music-on-Demand als Nutzungsmedium immer mehr an Relevanz zu.

Zu den beliebtesten Anbietern von Audio-Streaming zählen in Deutschland Spotify, Deezer, Apple Music, Google Music und Amazon Music, welche ihren Konsumenten jeweils ein Repertoire von über 30 Millionen Musiktiteln zur Verfügung stellen.

Um aus diesem großen Angebot eine passende Musikauswahl treffen zu können, werden Empfehlungssysteme von den Musik-Streaming-Diensten verwendet. Diese analysieren mithilfe von Algorithmen die Musikpräferenzen des Nutzers und generieren so eine Auswahl an Musiktiteln für den Nutzer.

Die starke Verwendung von Algorithmen kann dazu führen, dass die Nutzer in eine Filterblase geraten. Diese beschreibt den Zustand, dass ein Konsument ausschließlich Inhalte angezeigt bekommt, welche mit seinen vermeintlichen Präferenzen übereinstimmen.

Diese Arbeit untersucht inwieweit das Phänomen der Filterblase bei den Nutzern von Musik-Streaming-Portalen auftritt und ihr Nutzungsverhalten beeinflusst.

Aus der Literatur geht hervor, dass nicht die Filterblase das Nutzerverhalten, sondern das Nutzerverhalten die Ausprägung der Filterblase bestimmt.

Dies konnte anhand einer Untersuchung der Nutzung von unterschiedlichen Hörertypologien bestätigt werden.

Des Weiteren konnten durch eine quantitative Erhebung Merkmale untersucht werden, welche eine starke Ausprägung der Filterblase begünstigen, wie beispielsweise fehlende musikalische Vorkenntnisse.

Nutzer von Musik-Streaming-Portalen wählen zudem andere Funktionen der Dienste um Musik zu konsumieren und kommen seltener mit neuen Genres in Kontakt, was eine Auswirkung der Filterblase ist.

Das Fazit dieser Bachelorarbeit ist, dass der Einfluss von Filterblasen auf die Nutzung von Musik-Streaming-Portalen aufgrund der seltenen Nutzung von Empfehlungssystemen nicht signifikant ist.

## Abstract

This bachelor thesis deals with the effect of filter bubbles on the use of music streaming services in Germany.

Due to the great growth of audio streaming in recent years, on-demand-music is increasing its relevance for music consumption. Germany's most popular streaming providers are Spotify, Deezer, Apple Music, Google Music and Amazon Music which offer their users a repertoire of more than 30 million tracks.

Recommendation systems are used by the music streaming services in order to simplify the selection of music for the costumers. These systems use algorithms to analyze the individual music preferences of its customers. On this basis it generates a personalized selection of titles for each user. The heavy use of algorithms can cause users to get into a filter bubble. This means that the user only listens to content that matches his supposed preferences.

This bachelor thesis examines the phenomenon regarding its effect on the usage behavior of the users of music streaming services.

The literature reveals that the user behavior is not determined by the filter bubble. Instead, the user behavior determines the characteristics of the filter bubble. This was confirmed by the examination of different types of users. Furthermore, a qualitative survey was able to identify user's characteristics, like little music knowledge that forward filter bubbles. As a result of filter bubbles, users of music streaming services that are in such a bubble, choose different features of the services which prevent them from discovering new music genres.

The conclusion of this bachelor thesis is that recommendation systems are rarely used by audio streaming users. Therefore, the impact of filter bubbles on the use of music streaming services is not significant.

## **Schlüsselbegriffe**

- Musik-Streaming
- Audio-Streaming
- Filterblasen
- Musik-Nutzung
- Empfehlungssysteme

## **Key Words**

- Music streaming
- Audio streaming
- Filter Bubble
- Music usage
- Recommendation systems

# Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	
Abstract	
Schlüsselbegriffe	
Inhaltsverzeichnis	
Abbildungs- und Tabellenverzeichnis	
Abkürzungsverzeichnis	
<b>1. Einleitung</b>	<b>1</b>
<b>2. Streaming und Musiknutzung in Deutschland</b>	<b>2</b>
2.1 Musik-Streaming in Deutschland	2
2.1.1 Begriffsklärung und Abgrenzung von Musik-Streaming	2
2.1.2 Musik-Streaming-Markt Deutschland	3
2.1.3 Überblick der relevanten Musik-Streaming-Anbieter in Deutschland	4
2.2 Musiknutzung	7
2.2.1 Nutzung von Musik-Streaming in Deutschland	7
2.2.2 Hörertypologien	9
2.3 Filterblasen	12
2.3.1 Eigenschaften von Filterblasen	12
2.3.2 Ursachen und Auswirkungen	13
2.3.3 Musikempfehlungssysteme	15
2.4 Zwischenfazit	17
<b>3. Nutzung von Musik-Streaming-Portalen - eine empirische Untersuchung</b>	<b>19</b>
3.1 Erhebungsmethodik	19
3.2 Informationsbedarf	20
3.3 Aufbau des Fragebogens	21
3.4 Durchführung der Befragung	25
3.5 Auswertung	26
3.5.1 Überblick	26
3.5.2 Untersuchung der ersten Fragestellung	27
3.5.3 Untersuchung der zweiten Fragestellung	35
3.5.4 Untersuchung der dritten Fragestellung	37
3.6 Zusammenfassung der Ergebnisse	39
<b>4. Der Einfluss von Filterblasen auf die Musiknutzung von Musik-Streaming-Portalen aus theoretischer und empirischer Sicht</b>	<b>40</b>
<b>5. Fazit</b>	<b>42</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>44</b>
<b>Anhang 1</b>	<b>50</b>
<b>Anhang 2</b>	<b>94</b>

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Umsatzanteile aus dem Musikverkauf.....	4
Abbildung 2: Lean-Forward- und Lean-Back-Hörer.....	9
Abbildung 3: Musik-Streaming-Anbieter (gesamte Stichprobe).....	26
Abbildung 4: Nutzungshäufigkeiten nicht-algorithmischer Funktionen.....	28
Abbildung 5: Nutzungshäufigkeiten algorithmischer Funktionen.....	28
Abbildung 6: Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Unter-30-Jährige).....	30
Abbildung 7: Nutzungshäufigkeit nicht-algorithmischer Funktionen.....	32
(Durchschnittshörer).....	32
Abbildung 8: Nutzungshäufigkeit nicht-algorithmischer Funktionen (Experten).....	32
Abbildung 9: Nutzungshäufigkeit algorithmischer Funktionen.....	34
(Lean-Forward-Hörer).....	34
Abbildung 10: Nutzungshäufigkeit algorithmischer Funktionen.....	34
(Lean-Back-Hörer).....	34
Abbildung 11: Beherrschung eines Instrumentes (Tendenz zur engen Filterblase).....	36
Abbildung 12: Beherrschung eines Instrumentes (Tendenz zur engen Filterblase).....	36
Abbildung 13: Nutzung nicht-algorithmischer Funktionen (enge Filterblase).....	37
Abbildung 14: Nutzung algorithmischer Funktionen (Tendenz zur engen Filterblase).....	38

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Zuordnung der Fragen.....	23
Tabelle 2: Empfehlungssysteme von Musik-Streaming-Anbietern.....	24

# Abkürzungsverzeichnis

Abb.	= Abbildung
Abo	= Abonnement
App	= Application
Tab.	= Tabelle
etc.	= et cetera
vgl.	= Vergleich

# 1. Einleitung

„Streaming ist die zeitgemäße Art, Musik zu hören und gleichzeitig die Nutzungsform der Zukunft“ (Bundesverband Musikindustrie e.V., 2017, S. 3).

Die aktuelle Wachstumskraft der Musik-Streaming-Angebote nimmt nicht nur innerhalb Deutschlands, sondern auch global betrachtet, immer weiter zu. Es lässt sich schon länger nicht mehr von einem Trend sprechen. Musik-Streaming stellt vielmehr die zukünftig stärkste Umsatzquelle des Musikmarktes dar (vgl. Bundesverband Musikindustrie e.V., 2017, S. 3). Innerhalb des digitalen Musikmarkts werden schon jetzt fast zwei Drittel der Einnahmen durch Musik-Streaming-Dienste wie Spotify und Co. generiert (vgl. Bundesverband Musikindustrie e.V., 2017, S. 9).

Doch die Digitalisierung der Musik stellt die Konsumenten wie in allen Bereichen der Internetnutzung vor Herausforderungen wie beispielsweise das Überangebot an Informationen (vgl. Mahnke, 2015, S.36). Ein Phänomen, das durch die Digitalisierung aufkam, ist die Filterblase. Diese kommt durch Algorithmen zustande, welche auf die persönlichen Daten der Internetnutzer zugreifen und die Relevanz der Inhalte für den Nutzer filtern (vgl. Thies, 2017, S. 101 f.). Der Gegenstand dieser Arbeit ist die Analyse dieses Internetphänomens hinsichtlich seiner Auswirkungen auf die Nutzung von populären Musik-Streaming-Diensten.

Die Forschungsfrage, die im Zuge dessen untersucht werden soll, lautet: Inwieweit beeinflussen Filterblasen die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten innerhalb Deutschlands?

Das Ziel der Untersuchung ist es, diese Forschungsfrage zu beantworten, indem anhand einer literarischen Analyse und einer empirischen Erhebung eine Aussage darüber getroffen wird, wie groß die Beeinflussung der Nutzung von Musik-Streaming-Diensten durch Filterblasen ist. Die Vorgehensweise sieht dabei zuerst eine Sichtung der bereits gegebenen Literatur zu den Themen Musik-Streaming, Musiknutzung und Filterblasen vor. Anhand der Schlüsse, welche aus der Literatur in Kapitel 2 bezüglich des Einflusses von Filterblasen auf die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten gezogen werden können, wird anschließend ein Forschungsdesign entwickelt.

In dieser Arbeit wurde sich für eine quantitative Erhebung in Form einer Online-Befragung entschieden. In Kapitel 3 wird das Forschungsdesign vorgestellt und der Ablauf beschrieben. Anschließend werden die Ergebnisse in Form einer Auswertung vorgestellt, wobei die Ergebnisse hinsichtlich verschiedener relevanter Fragestellungen betrachtet werden. Im anschließenden Kapitel findet dann eine Zusammenführung der theoretischen und der empirischen Ergebnisse unter Berücksichtigung der Forschungsfrage statt. Das Fazit der Arbeit gibt zum Schluss einen allgemeinen Überblick über die Bedeutung der Ergebnisse bezüglich des Einflusses von Filterblasen auf die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten in Deutschland.



## 2. Streaming und Musiknutzung in Deutschland

### 2.1 Musikstreaming in Deutschland

#### 2.1.1 Begriffsklärung und Abgrenzung von Musik-Streaming

Unter dem Begriff „Musik-Streaming“ oder auch „Audio-Streaming“ versteht man den technischen Vorgang, bei dem Musikdateien auf Abruf über das Internet in Echtzeit geladen und wiedergegeben werden können (vgl. Zollenkopp, 2006, S. 352).

Das Charakteristische an diesem Vorgang im Gegensatz zum Download ist laut Zollenkopp (2006), dass *„beim Streaming weder ein temporärer Besitz noch ein Eigentumsübergang an den Konsumenten statt[findet]“* (S.352).

Einer der daraus resultierenden Vorteile gegenüber des Downloads ist, dass nicht die gesamte Datenmenge der Musikdatei gespeichert werden muss, bevor man diese anhören kann. Denn bei einem Stream ist lediglich die Zwischenspeicherung im Arbeitsspeicher des jeweiligen Endgerätes notwendig, sodass das Anhören des Musiktitels nahezu unmittelbar nach dem Aufrufen des Streams möglich ist (vgl. Kimpflinger, 2014, S. 9 f.). Abzugrenzen sind hierbei lineare Streaming-Angebote wie Webradios, bei welchen Musikstücke über das Internet übertragen werden. Das Programm wird von dem jeweiligem Sender zusammengestellt und bietet dem Nutzer nicht die Möglichkeit direkt einen Titel auszuwählen. Da jeder Hörer dieselben Musiktitel zum gleichen Zeitpunkt hört, ist die Übertragung linear (vgl. GEMA, o.D.).

Ausschlaggebend für diese Arbeit sind Streaming-Dienste, welche On-Demand-Streaming von Musik anbieten. Bei dieser Art des Streaming haben die Nutzer die Möglichkeit in beliebiger Reihenfolge auf jegliche Musik zuzugreifen, welche auf dem Server des jeweiligen Anbieters bereitgestellt wird (vgl. Kimpflinger, 2014, S. 10).

Ein beliebtes Erlösmodell der On-Demand-Anbieter ist das sogenannte Freemium-Prinzip. Dabei kann der Konsument zwischen einer kostenfreien und einer kostenpflichtigen Version des Streaming-Angebotes wählen. Bei der Nutzung der kostenlosen Variante ist jedoch nur ein eingeschränktes Angebot verfügbar, welches meist werbefinanziert ist (Ad-Supported Music-on-Demand).

Um ein Premium-Angebot nutzen zu können, muss der Konsument ein Abonnement abschließen und einen monatlichen Festpreis zahlen (Subscription Music-on-Demand) (vgl. Schmidt 2016, S.9). Diese Version enthält zusätzliche Funktionen und Vorteile wie beispielsweise Offlineverfügbarkeit, verbesserte Klangqualität oder Werbefreiheit (vgl. Dörr et al., 2013, S.7).

In Andersons (2009) 5%-Regel für digitale Güter, die auf einer Website als kostenlose oder kostenpflichtige aber uneingeschränkte Versionen zur Verfügung stehen, heißt es: *„5 percent of users support all the rest. In the freemium model, that means for every*

*user who pays for the premium version [...], nineteen others get the basic free version“ (S. 19).*

Neben dieser Freemium-Variante gibt es auch Musik-Streaming-Anbieter, die ihre Inhalte ausschließlich als Subscription Music-on-Demand anbieten.

Eine kostenlose Lösung, die eine dauerhaft uneingeschränkte Nutzung impliziert, gibt es im Bereich der Music-on-Demand-Anbieter nicht (vgl. Gilbert, 2015, S. 51).

### **2.1.2 Musik-Streaming-Markt Deutschland**

Der Anbieter Steereo startete in Deutschland im Jahr 2009 als erster Anbieter für Music-on-Demand und wurde im Jahr darauf von Deutschlands bekanntesten Musikdienst Simfy aufgekauft. Vorher lediglich zur Online-Speicherung von Musik fähig, ist Simfy nun der Start des Musik-Streaming in Deutschland (vgl. Kaczmarek, 2010).

Denn obwohl der erfolgreiche Streaming-Dienst Spotify schon im Jahre 2008 an den Markt ging, konnte dieser zunächst nur in Skandinavien, Frankreich und Großbritannien genutzt werden (vgl. Gilbert, 2015, S. 52).

Nach der richtungsweisenden Vereinbarung zwischen der Verwertungsgesellschaft GEMA und dem Digitalverband Bitkom über die Urhebervergütung für Music-on-Demand-Angebote im Jahr 2011 konnte Spotify 2012 auch in Deutschland starten und iwar damals 16 Millionen Songs neben Simfy und Napster einer der größten Musik-Streaming-Anbieter in Deutschland (vgl. Fröhlich, 2012).

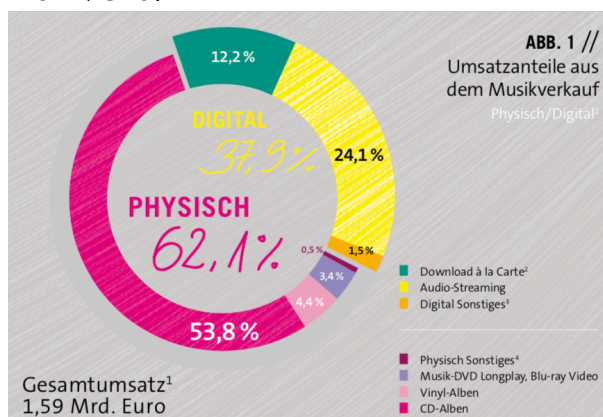
Seit dieser Vereinbarung, die festlegt, dass mindestens 70% der Einnahmen kostenpflichtiger Music-on-Demand-Dienste an die Rechteinhaber wie beispielsweise Labels und Verlage ausgeschüttet werden müssen, sind Musik-Streaming-Dienste auch für die Musikindustrie von Vorteil.

Betrachtet man die letzten fünf Jahre des deutschen Streaming-Marktes, lässt sich erkennen, dass es ein dynamischer Markt mit zahlreichen Konsolidierungen sowie Markteintritten ist. Unter anderem fanden marktprägende Ereignisse wie die Übernahme von Ampya und Simfy durch Deezer, sowie die Ausweitung der Aktivitäten von Google, Apple und Amazon mit eigenen Musik-Streaming-Angeboten statt (vgl. Bitkom e.V., 2017, S. 30). Der Trend ist eindeutig, dass Audio-Streaming sich mehr und mehr zu einer unverzichtbaren Variable des deutschen Musikmarktes entwickelt.

Mit einem Anteil von 37,9% des Gesamtumsatzes im Jahr 2016 (siehe Abbildung 1) wurden durch Downloads und Einnahmen aus dem Musik-Streaming rund 604 Millionen Euro generiert.

Der Hauptgrund für die Umsatzsteigerung von 24,2% gegenüber 2015 sind die Einnahmen aus Musik-Streaming-Diensten wie Spotify, Apple Music und Co.. Erstmals überholt das Musik-Streaming mit Einnahmen von 385 Millionen Euro (2016) sogar die zusammengefassten Einnahmen des Download-Bereiches, welcher Singles, sowie Alben und Musikvideos inkludiert.

Abb.1: Umsatzanteile aus dem Musikverkauf  
(Quelle: Bundesverband Musikindustrie e.V.,  
2017, S. 6)



Audio-Streaming macht somit mehr als 60% des Digitalmarktes in Deutschland aus, was auf dem Gesamtmarkt der physischen und digitalen Medien einen Umsatzanteil von 24,1% entspricht.

Somit ist Musik-Streaming 2016 das erste Mal der zweitgrößte Umsatzgenerator nach der CD und schafft es sowohl die Verluste aus dem Download-Segment, als auch aus dem physischen Bereich mehr als auszugleichen (vgl. Bundesverband Musikindustrie e.V., 2017, S. 9).

Als Prognose erklärt der Bitkom e.V. (2017): „In den kommenden fünf Jahren wird der Streamingmarkt weiter wachsen und voraussichtlich die CD als wichtigsten Umsatzbringer der Musikindustrie ablösen“ (S. 30).

### 2.1.3 Überblick der relevanten Musik-Streaming-Anbieter in Deutschland

Im folgenden Abschnitt werden die führenden Dienste für Musik-Streaming in Deutschland vorgestellt.

Laut einer Studie des Münchner TNS-Instituts sind die fünf beliebtesten Anbieter der Deutschen Spotify, Amazon Music, Google Music, Apple Music und Deezer.

Die klare Spitze bildet dabei der schwedische Streaming-Dienst Spotify, welcher aktuell von rund 17% der Deutschen genutzt wird. Mit 14% folgt Amazon Music auf dem zweiten Platz.

Mit ungefähr 6% weniger Nutzern folgt auf Platz drei Google Play Music, während der verhältnismäßig neue Dienst für Audio-Streaming Apple Music bereits von 7% der erwachsenen Online-Bevölkerung gehört wird und damit gleichauf mit Deezer auf Platz vier liegt (vgl. TECHBOOK, 2017a).

- **Spotify**

„Nicht umsonst setzen auch deutsche Medien das Wort Musikstreaming immer häufiger mit der Bezeichnung Spotify gleich“ (Raukamp, 2015, S. 9).

Das schwedische Pioneer-Unternehmen wurde im Jahr 2006 in Stockholm von Daniel Ek und Martin Lorentzon gegründet und ging 2008 als reiner Abonnenten-Dienst an den Markt. Die erste kostenlose Version erschien ein Jahr später in Großbritannien.

Seit 2012 ist Spotify auch in Deutschland nutzbar (Raukamp, 2015, S. 11 f.).

Heutzutage ist Spotify der größte werbegestützte Musik-Streaming-Anbieter der Welt und bietet 140 Millionen Menschen in über 60 Ländern eine Auswahl an über 30 Millionen Songs (vgl. Spotify for Brands, 2017, S. 3).

Zunächst bot Spotify den Konsumenten noch drei Optionen an, den Dienst zu nutzen: Spotify Premium, Spotify Unlimited und Spotify Free. Die Unlimited-Version, welche die Musikwiedergabe auf stationäre Geräte beschränkte, ist heute jedoch nicht mehr im Portfolio des Unternehmens.

Die Nutzer können zwischen dem Ad-Supported- oder dem Subscription-Model von Spotify wählen, welches für 9,99 € pro Monat erhältlich ist. Günstiger wird es, wenn man den Anbieter als Student (4,99 € pro Monat) oder mit mehreren Nutzern als Familie (14,99 € pro Monat für bis zu sechs Personen) nutzt (vgl. Raukamp, 2015, S. 21 ff.).

Weltweit verzeichnet der Anbieter über 60 Millionen Abonnenten, die eine dieser kostenpflichtigen Möglichkeiten nutzen (Spotify for Brands, 2017, S. 3).

Dafür bietet Spotify den Nutzern neben der großen Auswahl an Songs außerdem die Option zwischen vielen von Experten erstellten Playlists, passend zur Stimmung oder Genre, zu wählen.

Zudem werden die Nutzer laut Spotify beim Entdecken neuer Musik mithilfe von Empfehlungen und personalisierten Playlists wie „Dein Mix der Woche“ oder „Dein Release Radar“ unterstützt.

Alternativ kann der Hörer auch die Radiosender-Funktion nutzen, die automatisch Musiktitel für den Nutzer auswählt:

„Je mehr du die Sender personalisierst, desto besser werden sie“ (Spotify for Brands, 2017, S. 5).

- **Amazon Music**

Im Jahr 1995 wurde der Online-Versand Amazon von Jeff Bezos gegründet.

Was als ein Geschäft mit Büchern begann, hat sich in den vergangenen Dekaden in viele andere Sektoren ausgeweitet (vgl. Gassmann, 2015).

Den Einstieg in den Streaming-Markt wagte Amazon im Jahr 2015 mit dem hauseigenen Dienst Amazon Prime Music, welcher von allen Mitglieder des Abo-Dienstes Amazon Prime ohne zusätzliche Kosten genutzt werden kann.

Insgesamt bietet Amazon Music seinen Nutzern mehr als 40 Millionen Songs.

Jedoch hat nicht jeder Hörer auf das gesamte Angebot Zugriff, denn Amazon bietet verschiedene Versionen an, welche alle Subscription-Angebote sind.

Das bereits erwähnte Amazon Prime Music ist im Prime-Abonnement von Amazon inbegriffen (vgl. Amazon, o.D.b), erlaubt den Nutzern jedoch nur den Zugang zu ungefähr 2 Millionen Songs (vgl. Amazon, o.D.a).

Um die volle Auswahl zu haben, müssen Nutzer Amazon Music Unlimited für 9,99 € pro Monat abonnieren.

Vergünstigt kann man den Dienst auch als Familie für 14,99 € pro Monat oder als Echo-Dot-Nutzung für 3,99 € pro Monat (vgl. TECHBOOK, 2017b) nutzen.

Als Nutzer von Amazon Music-Angeboten werden einem drei Hauptkategorien zur Orientierung aufbereitet. In der Kategorie „Stöbern“ erhält man Musikempfehlungen, Radiosender sowie Musik aus dem Bereich „Beliebt“.

Unter „Meine Musik“ sind alle Musiktitel zu finden, die dem Nutzer gefallen sowie Käufe, die über den Amazon Shop getätigt wurden.

Dieser Shop ist die dritte Kategorie, ist aber deutlich vom Streaming abzugrenzen, da dort Musik für den dauerhaften Besitz gekauft werden kann (vgl. Ballein, 2017a).

#### • **Google Play Music**

Im Jahr 2012 vereinte Google die Online-Dienste Androide Market, Google Music und Google eBookstore zu einem Dienst namens Google Play. Dieser vereint alle Inhalte der unterschiedlichen Bereiche und bietet ein breites Angebot an E-Books, Apps, Spielen, Filmen und Musiktitel sowohl zum Streamen als auch zum Kaufen (vgl. Rosenberg, 2012).

Im Bereich Google Play Music können die Nutzer zwischen einer Ad-Supported- und einer Subscription-Version wählen. Mit einem Repertoire von über 40 Millionen Musiktiteln bietet Google Play Music eine große Auswahl. Jedoch können nur die Nutzer der kostenpflichtigen Version für 9,99 € oder 14,99 € pro Monat (Familienangebot) den vollen Umfang an Titeln nutzen (vgl. Google Play Music, o.D.).

Wie bei Amazon Music sind auch bei Google Play Music gekaufte Musikinhalte verfügbar. Neben Empfehlungen, Playlists und Radiosendern steht die Wiedergabeliste auf Senderbasis „Auf gut Glück“ im Fokus des Dienstes, welche Musiktitel entsprechend des nutzerdefinierten Musikgeschmacks wiedergibt (vgl. Ballein, 2017b).

#### • **Apple Music**

Das Technologieunternehmen Apple Inc. brachte seinen Streaming-Dienst Apple Music 2015 auf den Markt und hat innerhalb von zwei Jahren bereits um die 28 Millionen Nutzer generiert (TECHBOOK, 2017b).

Der Anbieter wirbt mit 40 Millionen Musiktiteln, die der Nutzer streamen kann und verbindet die streambaren Inhalte mit dem Bestand der iTunes Mediathek des Nutzers. Dort kann der Hörer sowohl gekaufte als auch anders erhaltene Musik dauerhaft spei-

chern. Das Angebot von Apple Music ist ausschließlich als Subscription-Version für 9,99 € oder für 4,99 € pro Monat als Student beziehungsweise 14,99 € pro Monat als Familie nutzbar. Eine werbefinanzierte Option, um den Dienst kostenlos zu nutzen, gibt es nicht (vgl. Apple Inc., 2018). Eine Besonderheit des Streaming-Dienstes ist, dass es keine extra entwickelte App für Apple Music gibt, sondern die betreffenden Funktionen in die Musik-App von iOS integriert worden sind. Inhaltlich liegt der Fokus von Apple Music auf von Musikexperten erstellten, kuratierten Playlists und Empfehlungen (vgl. Kremp, 2015).

- **Deezer**

Deezer wurde 2007 in Frankreich gegründet und ist seit 2011 in Deutschland verfügbar. Damit ist der Streaming-Anbieter noch länger am deutschen Streaming-Markt vertreten als Spotify (vgl. Rächt, 2011).

Derzeitig nutzen 12 Millionen aktive Nutzer in 185 Ländern weltweit das Angebot von 43 Millionen Songs. Der Dienst wirbt mit 100 Millionen Playlists und über 50 Editoren, die für die kuratierten Inhalte von Deezer zuständig sind (vgl. Deezer, o.D.a).

Die Nutzer können zwischen einer werbefinanzierten und einer Subscription-Version von Deezer wählen.

In beiden Versionen erhält der Hörer Zugriff auf das gesamte Musikrepertoire.

Für 9,99 € oder 14,99 € pro Monat (Familienaccount) erhalten Nutzer Vorteile wie beispielsweise eine höhere Qualität oder die selbstbestimmte Musikauswahl.

In der Ad-Supported-Version von Deezer stehen dem Nutzer nur die Funktionen „Mix“ und „Flow“ zur Verfügung (Deezer, o.D.b).

„*Flow ist dein persönlicher Soundtrack, der niemals endet*“ (Deezer, o.D.c).

Diese Radio-Funktion verspricht dem Nutzer eine endlose Playlist zu sein, welche den Musikgeschmack des Hörers erlernt und nur Musik spielt, welche dieser hören möchte. Neben den kuratierten Inhalten wird Flow von Deezer in den Fokus gestellt (vgl. Deezer, o.D.c).

## **2.2 Musiknutzung**

### **2.2.1 Nutzung von Musik-Streaming in Deutschland**

In folgendem Abschnitt soll ein Überblick darüber gegeben werden, welchen Anteil der deutschen Musiknutzung das Audio-Streaming ausmacht.

Zudem werden drei Nutzer- beziehungsweise Hörertypologien vorgestellt, anhand derer im späteren Verlauf der Einfluss von Filterblasen untersucht werden soll.

Betrachtet man die Nutzungsmedien, über die Musik konsumiert wird, ist festzustellen, dass Radio (terrestrisch) noch immer das meistbenutzte Medium ist.

Mit 27% der Gesamtzeit des Musikhörens liegt es noch weit vor den digitalen Musikdateien.

Audio-Streaming liegt mit insgesamt 16,7% zwar noch vor Online-Radio (6,3%) und Video-Streaming (13,5%), jedoch immer noch hinter der Nutzung von physischen Tonträgern (17,2%).

Dabei macht über die Hälfte des Musik-Streaming (8,8% von 16,7%) die Nutzung von kostenlosen Angeboten aus, während Premium-Versionen nur 7,9% der Gesamtzeit des Musikhörens ausmachen.

Beide Arten des Streaming verzeichnen aber einen deutlichen Zuwachs innerhalb der letzten Jahre. So stieg die Nutzung von werbefinanzierten Angeboten im Jahr 2016 um 3,6%. Und die Premium-Abonnements, welche besonders wichtig für den Musikmarkt sind, stiegen ebenfalls von 4,4% der Gesamtzeit des Musikhörens auf 7,9% (vgl. Bundesverband Musikindustrie e.V., 2017, S. 24 ff.).

*„44 Prozent der deutschen Internetnutzer ab 14 Jahren nutzen Musik-Streaming-Dienste wie Spotify, Deezer, Soundcloud und Co“* (Bitkom e.V., 2017, S. 30).

Vor allem die jüngere Generation der 14-29-Jährigen hört Musik via Streaming. 61% aus dieser Altersgruppe nutzen mindestens einen Audio-Streaming-Dienst.

In den älteren Generationen ist der Anteil jedoch ebenfalls mit 40% sowohl bei den 30-49-Jährigen sowie auch bei den 50-64-Jährigen groß.

Des Weiteren ist die Häufigkeit der Nutzung von Musik-Streaming-Portalen ausgeprägter in der jüngeren Generation. So hört jeder zweite der 14-29-Jährigen sogar täglich Musik über Streaming-Dienste. Bei den 50-64-Jährigen hingegen sind es nur 27% der Nutzer.

Betrachten man die Merkmale der Nutzer von Musik-Streaming-Diensten noch genauer, ist festzustellen, dass der überwiegende Teil männlich ist (wie bei der Nutzung aller Musikprodukte). Die stärkste Nutzergruppe sind sowohl im Bereich der kostenlosen als auch der kostenpflichtigen Streaming-Angebote die 20-29-Jährigen. Dahinter folgen die naheliegenden Altersgruppen der 10-19-Jährigen und 30-39-Jährigen.

Die 10-19-Jährigen sind bei der Nutzung von kostenlosem Musik-Streaming als zweitstärkste Gruppe vertreten, während bei den Premiumangeboten die 30-39-Jährigen den zweitgrößten Nutzeranteil ausmachen (vgl. Bundesverband Musikindustrie e.V., 2017, S. 33).

Der allgemeine Trend ist, dass Musik-Streaming fest in den Alltag aller Nutzer integriert ist. 70% der Audio-Streaming-Nutzer hören mindestens einmal die Woche ihre Musik auf diesem Weg (vgl. Bitkom e.V., 2017, S. 30 f.).

Das Musik ein wichtiger Bestandteil im Leben vieler Deutscher ist, zeigt auch die Entwicklung, dass wieder mehr Geld für Musik ausgegeben wird. Der Anteil der Musikkäufer liegt mittlerweile bei 32% (Stand 2015), wozu auch die Premium-Nutzer von Streaming-Diensten zählen (vgl. Bundesverband Musikindustrie e.V., 2017, S. 28).

Seit 2016 gibt es in Deutschland sogar mehr Premium-Streamer als Nutzer von kostenlosen Streaming-Angeboten: Rund 8% der Deutschen zahlen für Musik-Streaming, während nur 7,1% ein Gratisangebot nutzen.

Zum Vergleich: Im Jahr 2015 war die Verteilung noch andersherum, mit 5%, die für ein Premium-Angebot zahlten und 6% der Deutschen nutzen ein kostenloses Model der Streaming-Anbieter (vgl. Bundesverband Musikindustrie e.V., 2017, S. 33).

## 2.2.2 Hörertypologien

### • Lean-Back- und Lean-Forward-Hörer

Hörer von Audio-Streaming-Diensten können in zwei Arten unterteilt werden: Die Lean-Back- und die Lean-Forward-Hörer.

Diese Hörertypologie nach einer Forschung von Ovum Research unterscheidet vier Hörertypen, welche sowohl nach ihrer Art der Musikkonsumtion als auch nach ihren Musikpräferenzen eingeordnet werden.

Unter den Lean-Forward-Hörern sind in erster Linie audiophile Personen einzuordnen: Die „Aktiven-Fans“ und die „Core-Enthusiasts“ (vgl. Abbildung 2).

Beide Hörertypen zeichnen sich durch ein erhöhtes aktives Einbringen bei dem Erleben des Musikhörens aus. Sie sind sehr technikaffin und benötigen eine interaktive Software zum Musikhören mit einer vielfältigen Auswahl. Der Prozess der Musikentdeckung findet bei diesen Hörertypen meist eigenständig statt und in ihren Musikpräferenzen (Nischen- oder Mainstream-Musik) gelten diese Hörer als Trendsetter (vgl. Resnikoff, 2014).

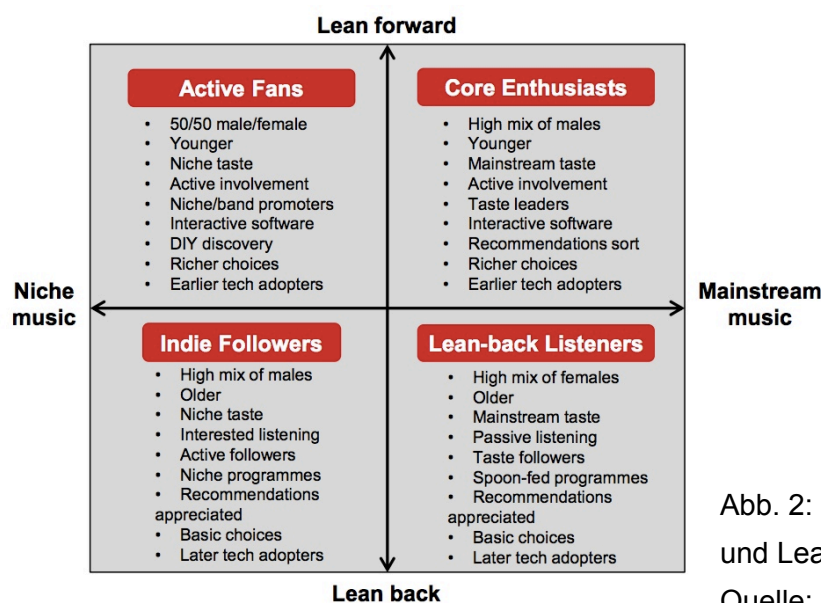


Abb. 2: Lean-Forward- und Lean-Back-Hörer.

Quelle: Resnikoff, 2014.



Für Lean-Forward-Hörer boten die Musik-Streaming-Dienste mit ihrer nahezu unbeschränkten Kapazität an Musiktiteln schon immer eine gute Basis für einen selbstkontrollierten und praktischen Zugang zur Musik (vgl. Orrell-Jones, 2016).

Doch den Nutzern einen Zugang zu On-Demand-Musik zu geben, reicht in der heutigen Zeit nicht mehr aus.

*"An increasing amount of listeners prefer a lean-back experience that offers entertainment without the hassle of maintaining playlists or self-selecting songs"* (Orrell-Jones, 2016). Zunehmend mehr Hörer zählen zu den Lean-Back-Hörern, welche eine Art des Musikhörens bevorzugen, welche weniger aktives Verhalten erfordert und eher dem Radiohören ähnelt.

Die beiden Lean-Back-Hörertypen „Indie-Follower“ und „Passive-Hörer“ zeichnen sich dadurch aus, dass sie weniger technikaffin sind und Empfehlungen wertschätzen beziehungsweise sogar Hilfe bei der Entdeckung von Musik suchen (vgl. Abbildung 2).

In ihrer Art Musik zu hören, treffen sie gerne nur die grundlegendsten Entscheidungen und vor allem die „Passive-Hörer“ lassen sich den Zugang zur Musik gerne erleichtern.

Die Priorität bei diesem Hörertypus ist es, einfach und schnell eine Songauswahl zu treffen, ohne viel Zeit oder Aufwand zu investieren (vgl. Resnikoff, 2014).

Jedoch suchen die Lean-Back-Hörer neben einem einfachen Zugang und Unterstützung beim Musikhören auch nach einem Mehrwert, der die Musik persönlicher macht.

Dieser Mehrwert kann beispielsweise in zusätzlichen persönlichen Inhalten der Künstler bestehen oder der Möglichkeit Inhalte zu teilen (vgl. Orrell-Jones, 2016).

#### • **Bewusste und unbewusste Musikrezeption**

Jeder Mensch hat ein unterschiedliches Hörverhalten. Um dieses Hörverhalten zu analysieren, kann man sowohl den Ansatz wählen, die Hörer zu typisieren als auch das Hörerlebnis an sich zu kategorisieren.

Ein Ansatz des Letzteren stammt von Hermann Rauhe, der eine Typologie herleitete, welche verschiedene Eigenschaften des Hörens unterscheidet.

Dabei ergeben sich zwei Rezeptionskategorien, welche er zusammenfassend als Integratives Hören bezeichnet.

Laut diesem Rezeptionsmodell nehmen Hörer Musik entweder bewusst oder unterbewusst wahr, welches unterschiedliche Hintergründe sowie Auswirkungen auf den Rezipienten hat (vgl. Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S.142).

Eine Form des unbewussten Musikhörens ist die zerstreute Rezeption. Diese tritt meistens auf, wenn der Rezipient in Situationen ist, in denen er unbewusst Musik ausgesetzt wird wie beispielsweise in Kaufhäusern oder Restaurants, wo typischer Weise unaufdringliche Musik gespielt wird (vgl. Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S. 138).

Damit geht einher, dass der Rezipient sich zu diesem Zeitpunkt einer anderen Beschäftigung zuwendet.

Bei dieser Art des Hörens „bewegt sich [die Rezeption] auf der elementarsten Ebene subjektiver Wahrnehmung und beschränkt sich auf die unstrukturierte, unverarbeitete, vorbewußte Perzeption klangsinnlicher Sekunder- und Tertiärkomponenten“ (Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S. 138).

Bei der motorisch-reflektorischen Rezeption werden durch unbewusstes Musikhören unwillkürlich spontane, rhythmische Bewegungen des Körpers ausgelöst (zum Beispiel Fußwippen, rhythmisches Klopfen). Besonders häufig tritt diese Verhaltensweise bei Musiktiteln auf, in denen die Rhythmusinstrumente besonders hervorgehoben werden. Ein besonderes Phänomen der unbewussten Rezeption ist die assoziativ-emotionale Musikwahrnehmung. Sie tritt bei Musik auf, die massenmedial verbreitet ist (vgl. Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S. 138 f.). Durch die Omnipräsenz dieser Musik findet unbewusst eine „*automatische Verknüpfung (Assoziation) subjektiv bedeutsamer Erfahrungen, Erlebnisse, Erinnerungen und Gefühle[n]*“ statt (Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S. 138). Diese drei Typen des unbewussten Musikkonsums treten häufig als Begleitung von anderen monotonen oder anstrengenden Tätigkeiten auf oder auch als Erzeuger von einer Atmosphäre (vgl. Schramm, 2004, S. 449 f.).

Hingegen wird bei der gezielten beziehungsweise bewussten Rezeption von Musik meist ein assoziativer, emotionaler oder kognitiver Zweck verfolgt (vgl. Schramm, 2004, S. 450). Diese drei Intentionen bezeichnet Rauhe als subjekt-orientierte, emphatische und strukturelle Rezeption (vgl. Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S.142).

Bei letzterer Kategorie konzentriert sich der Rezipient vollkommen auf das Musikstück, wobei die musikalische Struktur im Vordergrund steht (vgl. Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S. 140). Hingegen steht bei der emphatischen Rezeption das Einfühlen im Fokus des Zuhörers. Der Rezipient hört also bewusst eine Musik an, um sich in die Stimmung des Musiktitels hineinzusetzen (vgl. Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S. 139).

Die subjekt-orientierte Rezeption ist davon abzugrenzen, obwohl auch diese sich um Emotionen dreht. Im Unterschied zu der emphatischen Rezeption geht es hierbei jedoch um projektives Hören, also um die Reflexion eigener Erfahrungen und Gefühle (vgl. Rauhe, Reinicke & Ribke, 1975, S.140 f.).

Diese unterschiedlichen Formen des bewussten und unbewussten Hörens schließen sich nicht aus, sondern finden häufig als kombinierte Rezeption statt und beeinflussen sich gegenseitig.

Die spezifische Ausprägung der unterschiedlichen Typen sind bei jedem Rezipienten different. Je größer das Repertoire an Rezeptionsformen des Hörers ist, desto umfassender ist auch sein Musikerlebnis und desto flexibler ist der Rezipient.

Bestimmte Musikgenres unterstützen dabei die jeweilige Ausprägung einzelner Formen mehr als andere beziehungsweise können Musikpräferenzen durch bestimmte Hörmuster der Rezipienten erklärt werden (vgl. Schramm, 2008, S. 140).

Wie in anderen Lebensbereichen auch bietet Gewohnheit dem Menschen Sicherheit und Konstanz. Dies gilt ebenso für den Umgang mit Musik. Ist ein Repertoire der oben

genannten Rezeptionsarten erst einmal fest integriert, wird der Hörer versuchen mit vergleichbarer Musik immer gleich umzugehen um ein möglichst ähnliches Hörerlebnis zu haben.

Dies gilt sowohl für positiv als auch für negativ besetzte Musik. Das Verfallen in immer gleiche Hörmuster kann dazu führen, dass Wahrnehmungs- und Wirkungserwartungen bei unbekannter beziehungsweise ungewohnter Musik enttäuscht werden, weil dem Rezipienten kein ausreichender Zugang zur Musik bekannt ist beziehungsweise Hörer Musik möglichst immer gleich rezipieren wollen. Dies kann zur Ablehnung bestimmter Musikgenres führen (vgl. Lehmann, 1993, S.80).

#### • **Experten und Durchschnittshörer**

Eine weitere Variable, die bei der Rezeption von Musik eine Rolle spielt, ist die musikalische Vorbildung des jeweiligen Rezipienten.

Rezipienten mit einer musikalischen Vorbildung, beispielsweise durch die Beherrschung eines Instrumentes, haben eine andere Aufmerksamkeitszuwendung als Menschen ohne Vorkenntnisse. Letztere nehmen die leicht zu erfassenden Charakteristika der Musik wie Dynamik und Klangfarbe wahr, während vorgebildete Hörer darüber hinaus auf speziellere Eigenschaften wie Rhythmus achten. Demnach können zusätzliche kognitive Fähigkeiten durch die Beschäftigung mit Musik erlangt werden.

Zudem wurde festgestellt, dass sich unter den „Experten“, also Rezipienten mit einer musikalischen Vorbildung, eine größere Menge der engagierten Hörern befinden. Diese zeichnen sich dadurch aus, dass sie besonders häufig Musik konsumieren und viele unterschiedliche Musikgenres in ihren Präferenzen vereinen.

Unter den Durchschnittshörern (Hörer ohne musikalische Vorkenntnisse) hingegen, macht die Menge der engagierten Hörern nur ein Viertel aus, während die konventionellen Hörer die Mehrheit bilden. Ein konventioneller Musikrezipient hört seltener Musik und hat eine kleinere Genrevielfalt (präferiert Pop). Ebenfalls ein Viertel der Durchschnittshörer gehört einer dritten Gruppe, den Rockhörern, an: Diese Rezipienten hören häufig Musik der immer gleichen Musikgenres (unter anderem Rock), hören aber kaum andere Musik.

Daraus lässt sich folgern, dass eine musikalische Vorbildung die Musikoffenheit gegenüber unterschiedlichen Musikstilen begünstigt (vgl. Max-Planck-Gesellschaft, 2015).

## **2.3 Filterblasen**

### **2.3.1 Eigenschaften von Filterblasen**

Der Begriff Filterblase beschreibt ein Phänomen der Internetnutzung, bei welchem dem Nutzer nur Inhalte angezeigt werden, die auf seinem (vermeintlichen) Interessen basie-

ren. Beispielsweise arbeiten bei Internetdiensten wie Google oder Facebook im Hintergrund Filteralgorithmen, die Parameter des Nutzers analysieren und dementsprechende Inhalte anzeigen (vgl. Thies, 2017, S. 101).

Im Jahr 2011 prägte der Internetaktivist Eli Pariser den Begriff „Filter Bubble“ erstmals und beschreibt diese personalisierenden Algorithmen als *„Maschinen [die] ein ganz eigenes Informationsuniversum für jeden von uns [erschaffen] [...] und verändern so auf fundamentale Weise, wie wir an Ideen und Informationen gelangen“* (Pariser, 2012, S. 17). Das Selektieren von Medien nach persönlichen Interessen und das Ignorieren anderer Inhalte ist etwas, das die Konsumenten schon seit jeher machen, indem sie sich beispielsweise eine Musikzeitschrift kaufen.

Die Filterblase unterstützt dieses Verhalten, bringt jedoch bis dahin nicht bekannte Auswirkungen mit sich.

Laut Pariser zeichnen sich die Filterblasen durch drei grundlegende Eigenschaften aus und unterscheiden sich in diesen von der Selektion anderer Medien.

Erstens ist jede Person in ihrer Filterblase alleine. Eine Zeitschrift, die ein bestimmtes Interesse bedient, hat im Gegensatz noch andere Konsumenten, welche sich einen Bezugsrahmen teilen. In einer Filterblase erlangt der Nutzer jedoch nur allein für sich Informationen und entfernt sich somit von anderen Nutzern.

Zweitens ist die Filterblase nicht sichtbar. Der Käufer einer Musikzeitschrift (beispielsweise Indie-Rock) ist sich darüber bewusst, dass die Zeitschrift nur gezielte Musikrichtungen und Lebensarten widerspiegelt. Im Internet jedoch wird der Nutzer nicht darüber informiert, dass Annahmen zu seiner Person getroffen wurden, insbesondere nicht welche. Diese Unwissenheit darüber kann dazu führen, dass der Nutzer die angezeigten Informationen für objektiv und neutral hält, obwohl er sich bereits unwissentlich in einer Filterblase befindet.

Diese dritte Eigenschaft zeichnet Filterblasen ebenfalls aus: Es gibt keine Entscheidungsgewalt darüber, ob man sich in eine Filterblase begibt oder nicht.

Beim Kauf einer Zeitschrift hingegen ist es eine aktive Handlung. Der Konsument entscheidet sich in diesem Moment bewusst für einen Filter, durch den er beim Lesen die Welt betrachtet. Er ist sich in der Regel ebenfalls darüber bewusst, dass dieser Filter, in dem Fall die Meinung der Redakteure und Autoren, seine Wahrnehmung beeinflussen (vgl. Pariser, 2012, S.17 f.).

### **2.3.2 Ursachen und Auswirkungen**

*„It's not information overload, it's filter failure“* (vgl. Asay, 2014, zit. nach Shirky, 2008).

Mit der fortschreitenden Digitalisierung haben sich klassische Rezeptionsstrukturen nahezu vollständig in digitalen Medien wie Facebook oder Twitter aufgelöst.

Die Entwickler dieser Medien sind hauptsächlich dafür zuständig, die technischen Strukturen bereitzustellen, während die Nutzer die Inhalte erstellen, verbreiten und rezipieren und so zu „Produzern“ werden.

Wurde dieser erfassbar große Publikationsraum zunächst euphorisch betrachtet, kam schnell die Erkenntnis, dass ein Individuum nur eine begrenzte kognitive Aufnahmefähigkeit hat, welche durch die nun zugängliche Vielzahl an Information schnell an seine Grenzen stößt (vgl. Mahnke, 2015, S. 36 f.).

Doch der Überschuss an Informationen ist nicht das eigentliche Problem, sondern das Scheitern ihrer Filterung, wie Clay Shirky 2008 erklärte (vgl. Asay, 2014).

Als technische Antwort auf dieses Problem wurden personalisierte Informationsfeeds entwickelt, welchen algorithmisches Material zugrunde liegt (vgl. Mahnke, 2015, S. 36f.). Algorithmen sind mathematische Formeln, mithilfe derer die Relevanz von Informationen bestimmt wird. Bei der personalisierten Suche stehen dabei Parameter im Vordergrund, die in direkter Abhängigkeit zum Nutzer stehen. Sogenannte „Cookies“ speichern das Nutzerverhalten im Internet (vgl. Mahnke, 2015, S. 40).

Als erstes Unternehmen führte Google im Jahr 2009 eine personalisierte Suche ein, welche Suchanfragen nicht mehr global sondern personalisiert auswertete.

Die Annahme hinter dieser Entwicklung ist, dass Inhalte relevanter für den Nutzer sind, wenn sie auf sein persönliches Interesse zugeschnitten sind (vgl. Mahnke, 2015, S. 34 f.). Diese personalisierten Suchergebnisse stehen in starker Abhängigkeit vom individuellen Nutzerverhalten, weshalb diesem eine größere Bedeutung zukommt (vgl. Mahnke, 2015, S. 41). Da die Masse an Daten weiterhin zunehmend ist, sind die Nutzer nicht abgeneigt, wenn personalisierte Filter ihnen zur Hand gehen. Denn in der Theorie helfen sie einem die Inhalte zu erhalten, die man sehen und hören möchte, während unangenehme oder uninteressante Themen gar nicht erst auftauchen. Zwischen einer unüberschaubaren Auswahl an Angeboten hilft es den Nutzern beispielsweise den richtigen Film oder das richtige Lied zu finden, welches ihnen sonst vermutlich entgangen wäre. Im Idealfall werden die Wünsche und Interessen des Nutzers so optimal wiedergespiegelt (vgl. Pariser, 2012, S.19). Dieser Zustand der Filterblase kann laut Pariser von Nutzern folgendermaßen wahrgenommen werden:

*„Es entsteht ein angenehmer, bequemer Ort, an dem wir uns nur mit den Personen, Dingen und Ideen beschäftigen, die wir mögen“* (Pariser, 2012, S.19).

Doch diese vermeintlich positive Aussage schließt keine negativen Auswirkungen einer Filterblase aus. Pariser kritisiert zum Beispiel, dass die Filterblase keinen Spielraum für neue Erfahrungen zulässt. Umso mehr Informationen die Algorithmen über den Nutzer sammeln, desto präziser und enger wird die Filterblase, in der ein Nutzer sich bewegt. Dies hat zur Folge, dass uns Erfahrungen und Ideen vorenthalten werden, die unser Handeln und Denken eventuell anders beeinflusst hätten. Stattdessen zeigen die Algorithmen uns nur die Inhalte an, die sowieso vom Nutzer präferiert werden (vgl. Pariser, 2012, S.22). Für die Persönlichkeitsentwicklung ist dies ein großer Nachteil, weil „eine

*Welt, die nur aus Bekanntem besteht, [...] eine Welt [ist], in der man nichts lernen kann“ (Pariser, 2012, S. 23).*

Hinzu kommt, dass obwohl die Filter dem Nutzer helfen sollen, Personalisierungen vor allem auf Gewinn basieren. So nützen sie ebenfalls den Unternehmen.

Diese erlangen eine enorme Datenmenge über sehr persönliche Details der Nutzer und nutzen diese um ihre Methoden zu verbessern und ebenfalls vorzusortieren, welche Produkte dem Nutzer vorgeschlagen werden sollen (vgl. Pariser, 2012, S. 23).

Der Nutzer denkt, dass er seine Aktionen selbst bestimmt, jedoch befindet er sich durch die Algorithmen in einem Informationsdeterminismus, der den Nutzer dazu zwingt, seine Suchgeschichte immer wieder zu wiederholen. Denn jeder Klick bestimmt, was der Nutzer als nächstes angezeigt bekommt.

Um nicht in eine endlose „Ich-Schleife“ zu geraten, in der die Filterblase immer statischer und enger wird (vgl. Pariser, 2012, S. 24), muss sich der Nutzer diesem bewusst werden und sein Verhalten ändern.

Anstatt immer wieder die selben Webseiten zu besuchen, sollten Nutzer ihren Horizont erweitern und sich gezielt aus ihren Gewohnheitsmustern hinaus bewegen.

Jemand mit breitgefächerten Interessen ist für Filter schwieriger zu kategorisieren, wodurch ein größerer Spielraum innerhalb der Filterblase entsteht.

Ein technisches Hilfsmittel wäre zudem, regelmäßig die „Cookies“ zu löschen, anhand derer persönliche Informationen gesichert werden (vgl. Pariser, 2012, S. 234 f.).

Zusammenfassend ist es wichtig, dass sich der Nutzer seiner Bedeutung in diesem Vorgang bewusst wird, denn es liegt *„auch in der Verantwortung des Nutzers, Internetangebote nicht blind zu nutzen“* (Mahnke, 2012, S. 43).

### **2.3.3 Musikempfehlungssysteme**

Diese Theorie der Filterblase ist ebenso auf den Musikkonsum von Internetnutzern anzuwenden.

Die Entwicklung der digitalen Medien eröffnet dem Konsumenten einen Zugang zu einem größeren Repertoire an Musiktiteln, als es in einem Geschäft für physische Tonträger möglich wäre (vgl. Böhringer, 2013, S. 7).

*„Musikdienste brauchen jedoch nicht nur ein breites Angebot, sondern aufgrund dieser Entwicklung auch gute Empfehlungsdienste, um sich auf dem Markt zu etablieren“* (Böhringer, 2013, S.7).

Wie im Kapitel 2.2.2 erwähnt, ist eine große Auswahl allein für den Hörertypus Lean-Back heutzutage nicht mehr ausreichend.

Es ist also notwendig, den Nutzern eine Möglichkeit zu bieten, aus dem umfangreichen Angebot die eigenen Präferenzen möglichst unkompliziert herauszufiltern (vgl. Ahrendt, 2016, S.1). Die Musik-Streaming-Dienste machen dabei ebenfalls Gebrauch von der Sammlung personenspezifischer Daten der Nutzer. Anhand dieser Daten können die

Hörer dann kategorisiert werden (beispielsweise anhand der in Kapitel 2.2.2 beschriebenen Typologien) (vgl. Böhringer, 2013, S. 25 f.).

Dafür nutzen die Anbieter sogenannte Empfehlungssysteme, die „*einem Benutzer in einem gegebenen Kontext aus einer gegebenen Entitätsmenge aktiv eine Teilmenge „nützlicher“ Elemente empfiehlt*“ (Klahold, 2009, S.1).

In dem folgenden Abschnitt werden die Grundlagen unterschiedlicher Empfehlungssysteme erläutert:

- **Der content-based Filter**

Beim Content-Based-Filtering werden Musiktitel nach bestimmten Merkmalen kategorisiert. Algorithmen analysieren dabei, ob Musik bestimmte Eigenschaften aufweist, wodurch für jeden Titel ein einzigartiges Profil entsteht. Dieses Profil wird durch zusätzliche Metadaten wie beispielsweise Erscheinungsdaten, Dauer und Künstler ergänzt.

Wenn Nutzer nun die Eigenschaften definieren nach denen sie suchen, können ihnen die passenden Musiktitel angezeigt werden. Dies ist ein wechselwirkender, lernender Prozess. Denn durch jede Angabe, die der Nutzer macht und durch jedes Stück, das er hört, wird das Profil des Nutzers ebenfalls ergänzt. Somit können Profile von Nutzer und Musiktiteln immer genauer aufeinander abgestimmt werden.

Der Vorteil an dieser Methode ist, dass neue Musikstücke ohne Probleme integriert werden können (vgl. Böhringer, 2013, S. 55 f.).

Der Nutzer muss zudem keine Art von Bewertung oder Evaluation abgeben (vgl. Madathil, 2017, S.1).

Nachteilig hingegen ist, dass nicht gewährleistet ist, dass dem Nutzer ein Titel gefällt, nur weil dieser ähnliche Parameter aufweist wie ein anderer Musiktitel, welcher dem Nutzer gefällt.

Soziale Parameter werden bei diesem Verfahren stark vernachlässigt (vgl. Böhringer, 2013, S. 56).

- **Kollaborative Filter**

Kollaboratives Filtern ist eine der herkömmlichsten Methoden, die mithilfe der K-nearest Technik (KNN) arbeitet. Der Algorithmus sucht nach Nutzern, die ein möglichst ähnliches Interessen-Profil haben und gibt Empfehlungen anhand deren Musikkonsums ab (vgl. Madathil, 2017, S.1). Einzelne Musiktitel haben hierbei meist kein definiertes Profil, sondern es wird nur die Wechselwirkung mit anderen Objekten betrachtet. Der Nutzer bewertet in dieser Methode die gehörte Musik aktiv. Die Interessenprofile werden anhand dieser Bewertungen miteinander abgeglichen.

Die Problematik bei dieser Methode ist, dass zunächst viele Daten über die Präferenzen abgegeben werden müssen oder das System Daten wie Hördauer und Häufigkeit sammeln muss. Dadurch können neue Titel schlecht integriert werden, weil anfangs noch keine Daten über sie gesammelt wurden. Sind all diese Daten jedoch erst einmal

gesammelt und ist die Nutzeranzahl hoch genug um ausreichend Vergleiche ziehen zu können, ist diese Methode sehr präzise (vgl. Böhringer, 2013, S. 56 ff.).

„*In daily life it can be compared to a friend's recommendation*“ (Madathil, 2017, S.1).

- **Hybride Empfehlungssysteme**

Um zuvor genannte Nachteile zu vermeiden, gibt es Filtermethoden, bei denen mehrere Filter miteinander kombiniert werden. Diese werden hybride Filter genannt.

Ein Beispiel dieser hybriden Filter ist der Memory-Based-Filter, bei dem die Interessen des Nutzers durch Content-Based-Filtering dargestellt werden und diese anschließend kollaborativ weiterverwertet werden (vgl. Böhringer, 2013, S. 59).

## **2.4 Zwischenfazit**

Wie aus Kapitel 2.1.2 hervorgeht, nimmt die Relevanz von digitaler Musik und insbesondere von Audio-Streaming im deutschen Musikmarkt immer weiter zu.

Daher muss das Phänomen der Filterblasen auch in diesem Markt betrachtet werden.

Bei Anbietern von Music-on-Demand bilden sich diese Filterblasen bei der Nutzung von Empfehlungssystemen, welche alle Musik-Streaming-Dienste als Funktionen beinhalten. Die durch Algorithmen gesammelten und analysierten Information über die Nutzer und deren Hörverhalten werden Empfehlungen für Musiktitel in Form von Playlists oder Senderfunktionen für den einzelnen Konsumenten erstellt. Nutzt ein Hörer diese Empfehlungssysteme, bedeutet das, dass er sich in eine Filterblase begibt, in der ihm nur noch Musiktitel angezeigt werden, die auf seinem vermeintlichen Interesse basieren.

Wie stark ein Nutzer davon beeinflusst wird oder wie eng die Filterblase des Nutzers ist, ist dabei von seinem Verhalten abhängig.

Verschiedene Nutzertypen sind unterschiedlich stark für eine enge Filterblase anfällig.

So neigen Hörer mit einem kleinen Rezeptionsrepertoire dazu, immer dieselbe Musik zu hören, was der Bildung einer stark ausgeprägten Filterblase zuträglich ist.

Zu diesem Typus gehören Menschen, die Musik überwiegend unbewusst wahrnehmen wie beispielsweise die Lean-Back-Hörer sowie auch Menschen mit geringen musikalischen Vorkenntnissen (Durchschnittshörer).

Die Beeinflussung findet nicht nur einseitig statt, sondern eine enge Filterblase, in der der Konsument nur sehr ähnliche Musik hört, schränkt die Bildung eines weiteren Rezeptionsrepertoire ein. Dadurch wird der Nutzer neuer Musik gegenüber noch unaufgeschlossener. Lean-Back-Hörer neigen neben einem kleinen Rezeptionsrepertoire ebenfalls dazu, die Musikauswahl möglichst unkompliziert zu gestalten, daher wird dieser Nutzertyp häufiger Musiktitel mithilfe eines Empfehlungssystems hören.

Lean-Forward-Hörer hingegen präferieren die selbstständige Musikauswahl, weshalb sie nicht so häufig auf Empfehlungssysteme zurückgreifen werden. Dadurch sind sie nicht anfällig für eine engere Ausprägung der Filterblase.



Im Allgemeinen sind Personen weniger stark anfällig für eine ausgeprägte Filterblase, wenn sie viele unterschiedliche Musikgenres hören. Dies ist bei Experten der Fall, die unter anderem durch musikalische Vorkenntnisse ein größeres Rezeptionsrepertoire aufweisen und Musik häufiger und bewusster hören. Durch den Konsum unterschiedlicher Musik wird vermieden, dass die Empfehlungssysteme nur Musik in einem engen Spektrum anzeigen. Die Häufigkeit der Nutzung von Empfehlungssystemen steht natürlich auch in Abhängigkeit des Angebotes. So legen die fünf Musik-Streaming-Dienste einen unterschiedlich starken Fokus auf algorithmischen Features.

Bei Spotify und Deezer gibt es ein reichhaltiges Angebot an algorithmischen Funktionen. Beispielsweise stehen die Senderfunktionen „Flow“ (Deezer) und „Dein Mix der Woche“ (Spotify) bei den Anbietern im Vordergrund.

Bei den anderen Anbietern von Music-on-Demand hingegen sind zwar ähnliche Funktionen vorhanden, sie stehen jedoch nicht so stark im Fokus von Amazon Music, Apple Music und Google Music und sind für den Nutzer deshalb vergleichsweise nicht präsent. Daraus folgend nutzen Konsumenten von Deezer und Spotify, welchen die Empfehlungssysteme präsenter sind, diese mehr und tendieren daher zu einer ausgeprägteren Filterblase.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass in der Theorie eine Filterblase negativ beeinflusst wird, das heißt enger wird, wenn der Nutzer häufig Empfehlungsdienste seines Musik-Streaming-Anbieters nutzt, wobei die Wahrscheinlichkeit einer häufigen Nutzung bei Spotify und Deezer höher ist. Viele Nutzer sind außerdem mit dem Musikangebot überfordert und suchen deshalb häufiger Hilfe durch Empfehlungssysteme.

Zudem wird die Filterblase enger, wenn der Nutzer ein kleines Rezeptionsrepertoire hat und dadurch über eine kleine Genrevielfalt verfügt. Bei Nutzern hingegen, die durch ein größeres Rezeptionsrepertoire über mehr Musikoffenheit verfügen und ein breites Spektrum an Genres hören, ist die Wahrscheinlichkeit geringer, dass ihre Filterblase enger wird. Zudem neigen aktivere Hörer dazu, ihre Musikauswahl selbstbestimmt zu treffen und nutzen weniger Empfehlungssysteme. Filterblasen beeinflussen die Nutzung also insofern, dass sie bei unterschiedlichen Nutzertypen verschieden stark ausgeprägt sind und der Konsument bei einer starken Ausprägung in einen Kreislauf gerät, in dem er immer weniger offen ist für neue, ihm unbekannte Musik, wodurch die Filterblase wiederum enger wird.

## **3. Nutzung von Musik-Streaming-Portalen - eine empirische Untersuchung**

### **3.1 Erhebungsmethodik**

Als Erhebungsmethode für die Beantwortung der Forschungsfrage „Inwieweit beeinflussen Filterblasen die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten innerhalb Deutschlands?“ wurde die Durchführung einer Onlinebefragung gewählt.

Die Onlinebefragung ist eine der wichtigsten Befragungsarten der quantitativen Forschung (vgl. Hofte-Frankhauser & Wälty, 2011, S. 61).

Die quantitative Befragung zeichnet sich durch einen hohen Grad an Standardisierung aus. Jeder Interviewte erhält also im Regelfall die gleichen Fragen.

Geschlossene Fragen sind beispielsweise typisch für quantitative Umfragen. Diese geben dem Befragten spezielle Antwortkategorien oder Raster vor, in dem er eine Bewertung abgeben muss (vgl. Hofte-Frankhauser & Wälty, 2011, S.57 f).

Bei dieser internetbasierten Befragung wird der Fragebogen auf einem Web-Server abgelegt, nachdem er programmiert wurde. Die Web-Adresse kann anschließend verbreitet werden, sodass die Befragten über diese Adresse den Zugriff erhalten (vgl. Cengiz , 2013, S. 28).

Die Verwendung einer Onlinebefragung hat mehrere Vorteile. Zunächst sind die Asynchronität und Alokalität zu nennen, da die Beantwortung des Fragebogens weder zeitlich noch räumlich mit den Probanden in Verbindung steht. Lediglich die Möglichkeit des Internetzugangs mittels passender Hardware muss gegeben sein.

Die Multimedialität erlaubt zudem die Einbindung von audiovisuellen Elementen.

Ein weiterer Vorteil der Onlinebefragung ist die Objektivität der Durchführung, welche dadurch entsteht, dass keine Interaktion zwischen Interviewer und Befragten stattfindet. Somit kann der Proband nicht vom Interviewer beeinflusst werden und auch andere Interviewer-basierte Fehler werden vermieden.

Durch automatisierte Funktionen wie Filterführung oder Randomisierung, sowie die statistische Aufbereitung der Daten, werden zudem weitere menschliche Fehler von Probanden und Interviewer vermieden.

Zuletzt ist die Ökonomität auch ein Vorteil der Onlinebefragung, da weder Kosten für Druck oder Versand noch für Räumlichkeiten zur Durchführung der Befragung anfallen (vgl. Cengiz, 2013, S.29f.). Ein Nachteil dieser Methodik ist hingegen die automatische Eingrenzung der Probanden, da ein Internetzugang vorhanden sein muss. Zudem könnten Darstellungsfehler in unterschiedlichen Browsern oder auf unterschiedlichen Endgeräten aufkommen, auf die der Interviewer keinen Einfluss hat.

Weiterhin hat der Interviewer keine Kontrolle darüber, wer tatsächlich an der Umfrage teilnimmt und ob die soziodemografischen Angaben korrekt ausgefüllt werden. Darüber hinaus sind Mehrfachteilnahmen aufgrund der Anonymität möglich (Brosius, Haas & Koschel, 2016, S.121). Für den Gegenstand dieser Arbeit spielt der Nachteil der einge-

grenzten Probandenanzahl/ Grundgesamtheit jedoch keine Rolle. Die Verwendung von Musik-Streaming-Diensten setzt ebenfalls einen Online-Zugang voraus sowie die Filterblasentheorie ebenfalls auf dem Verhalten im Internet basiert.

Daher ist Einschränkung auf die Online-Bevölkerung kein Nachteil, sondern eher ein Vorteil, da die Wahrscheinlichkeit geringer ist, dass unpassende Probanden an der Umfrage teilnehmen.

### **3.2 Informationsbedarf**

Die empirische Untersuchung der Forschungsfrage, inwieweit Filterblasen die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten innerhalb Deutschlands beeinflussen, basiert auf den Erkenntnissen, welche durch die ausführliche Literaturrecherche in Kapitel 2 gewonnen wurden. Diese Erkenntnisse sollen durch die Durchführung der teilstandardisierten Online-Umfrage bestätigt, beziehungsweise widerlegt werden, um zu ermitteln, wie die tatsächliche Beeinflussung durch Filterblasen auf die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten aussieht. Außerdem sollen Variablen des Nutzerverhaltens herausgefiltert werden, welche Filterblasen begünstigen.

Um eine Auswertung dieser Merkmale erfolgreich auszuführen und die Forschungsfrage zu beantworten, müssen dabei zunächst folgende wesentliche Fragestellungen durch die quantitative Umfrage beantwortet werden:

#### **1. Werden die Empfehlungssysteme der Musik-Streaming-Anbieter von allen Nutzern gleich stark genutzt?**

Dazu werden die Teilnehmer anhand bestimmter Merkmale kategorisiert und die Nutzungshäufigkeiten der algorithmischen und nicht-algorithmischen Funktionen der einzelnen Nutzergruppen ausgewertet. Die Kategorisierung der Nutzer erfolgt anhand folgender Nutzermerkmale:

- Hörertypologien (Kapitel 2.2)
  - bewusstes und unbewusstes Hören
  - Lean-Forward- und Lean-Back-Hörer
- Experte und Durchschnittshörer
- Musik-Streaming-Anbieter
- Soziodemografische Merkmale

Daraus können Rückschlüsse darüber gezogen werden, ob alle Nutzer gleich stark anfällig für eine Filterblase sind oder es Abweichungen zwischen den Nutzungshäufigkeiten der verschiedenen Nutzerkategorien gibt. Zudem können anhand der Nutzerkategorien erste Rückschlüsse über Merkmale gezogen werden, welche eine starke Ausprägung einer Filterblase begünstigen.

## **2. Welche Merkmale weisen Nutzer auf, die vermehrt die Empfehlungssysteme der Musik-Streaming-Anbieter nutzen?**

Dabei wird ermittelt, welches Verhalten Nutzer, die sich in einer engen Filterblase befinden, aufweisen. Das bedeutet, es werden ausschließlich Personen betrachtet, die Empfehlungssysteme sehr häufig nutzen. Im Vergleich zu einer Gruppe, die Empfehlungssysteme selten nutzt, sollen so Merkmale ermittelt werden, die einen Einfluss auf die enge Ausprägung der Filterblase haben.

## **3. Welche Folgen hat die häufige Nutzung von Empfehlungsdiensten auf das sonstige Nutzungsverhalten der Musik-Streaming-Nutzer?**

Hierbei werden dieselben Teilnehmergruppen wie in der vorherigen Fragestellung betrachtet. Doch im Gegensatz zur vorherigen Frage wird das sonstige Nutzungsverhalten der Vergleichsgruppen betrachtet und auf Unterschiede untersucht. Anhand der Ergebnisse sollte dann auf die Auswirkungen einer Filterblase auf das sonstige Nutzerverhalten, wie beispielsweise die Nutzung nicht-algorithmischer Funktionen, geschlossen werden können.

Nach der Auswertung der empirischen Erhebung anhand der drei genannten Fragestellungen, sollten die theoriebasierten Informationen dann mit den Erhebungsdaten in Verbindung gesetzt werden. So können Übereinstimmungen und Abweichungen ermittelt werden und der Informationsbedarf bezüglich der tatsächlichen Beeinflussung der Filterblase auf die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten gedeckt.

### **3.3 Aufbau des Fragebogens**

Anhand der wesentlichen Fragestellungen, welche sich aus dem Fazit der Literaturrecherche ergaben, wurde anschließend ein Fragebogen erarbeitet, in welchem es galt, die einzelnen Fragestellungen zu beantworten, sowie insgesamt Rückschlüsse hinsichtlich der Forschungsfrage „Inwieweit beeinflussen Filterblasen die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten innerhalb Deutschlands“ zu ziehen.

Um eine möglichst hohe Abschlussquote zu erzielen, wurde bei der Erstellung des Fragebogens ein hoher Wert auf die Nutzerfreundlichkeit gelegt. Die Fragen sind möglichst schlicht aber präzise formuliert, um die Motivation der Probanden möglichst hoch zu halten und um Missverständnisse zu vermeiden. Damit einhergehend sind die Fragen überwiegend als geschlossene Fragen formuliert, bei denen die Probanden zwischen verschiedenen vorgegeben Antworten wählen können. Bei Frage 4 (siehe Tabelle 1) und bei Frage 5a (siehe Tabelle 1) haben die Probanden die Möglichkeit mehrere Antwortoptionen auszuwählen, worauf sie auch hingewiesen werden.

Des Weiteren gibt es drei Fragen, welche halboffen formuliert sind (Frage 4, Frage 5, Frage 5a) und bei denen die Probanden in einem Textfeld eine eigene Antwort geben

können, falls die vorgegebenen Antwortmöglichkeiten nicht der Meinung der Probanden entsprechen.

Bevor die Probanden mit der Beantwortung der Befragung starten konnten, wurden sie auf einer Startseite begrüßt. Es wurde dabei auf die Anonymität der Umfrage hingewiesen wie auch auf das Thema des Fragebogens (vgl. Anhang 1, S. 51). Die durchschnittliche Bearbeitungszeit wurde nach diversen Testdurchläufen mit 2-3 Minuten determiniert, was die Probanden ebenfalls dazu ermutigen sollte, die Umfrage mit einem geringen Zeitaufwand abzuschließen.

Der Fragebogen enthält anschließend zwölf Fragen, wobei die Probanden bei Frage 6(a-f) eine Bewertung zu neun bis maximal elf Themen abgeben mussten und bei Frage 7 ebenfalls Stellung zu sechs unterschiedlichen Aussagen nehmen sollten.

Diese Bewertung fand anhand einer Skala statt, die jeweils vier Antwortmöglichkeiten unterschiedlich starker Intensität vorgab. Dabei wurde auf eine Mittelwert- oder eine Enthaltungsoption verzichtet, damit der Teilnehmer gezwungen ist, sich für eine Tendenz zu entscheiden.

Neben den soziodemografischen Fragen, welche am Anfang des Fragebogens für einen leichten Einstieg für die Probanden sorgen sollen, lassen sich die anderen Fragen hauptsächlich zweierlei Kategorien zuordnen: Zum Einen der Zuordnung der Probanden zu den unterschiedlichen Nutzertypologien und zum Anderen der Abfrage der Nutzungshäufigkeit und Bewertung der algorithmischen und nicht-algorithmischen Features der Musik-Streaming-Anbieter (siehe Tabelle 1).

Der Fragebogen ist teilstandardisiert und beinhaltet eine Filterführung, welche verhindern soll, dass Probanden mit für sie irrelevanten Fragen in Berührung kommen.

Den Ausgangspunkt der Filterführung bildet Frage 5 (beziehungsweise Frage 5a), in der die Probanden angeben mussten, welchen Streaming-Anbieter (gegebenenfalls auch mehrere Anbieter) sie nutzen.

Anhand der Auswahl, welche die Probanden dort getroffen haben, wurden sie:

1. Zu Frage 6 (a, b, c, d oder e) weitergeführt, die jeweils spezifisch die Nutzungshäufigkeit der algorithmischen und nicht-algorithmischen Features des in Frage 5 ausgewählten Dienstes abfragt (siehe Anhang 1, S. 55 ff.).

Diese Spezifizierung wurde für die Dienste Spotify, Deezer, Apple Music, Amazon Music und Google Music erarbeitet und beinhaltet dienstspezifische Namen der Funktionen.

2. Zu Frage 6f weitergeführt, wenn sie entweder angegeben haben, dass sie mehrere Musik-Streaming-Anbieter nutzen oder einen Anbieter, der in der Auflistung nicht aufgeführt ist. Aufgrund der Mehrfachauswahl oder der Auswahl eines der in Kapitel 2.1.3 nicht näher behandelten Dienste, kann hier zur Bestimmung der Nutzungshäufigkeit nicht mithilfe dienstspezifischer Funktionen gearbeitet werden. Daher werden algorithmischen und nicht-algorithmische Features verallgemeinert abgefragt.

3. Zum Ende (Danksagungsseite) weitergeführt, falls sie die Frage mit „Ich nutze keine Musik-Streaming-Dienste“ beantwortet haben. Diese Probanden sind für die Untersuchung der Forschungsfrage nicht relevant und können alle weiteren Fragen, die ausschließlich auf Audio-Streaming-Dienste bezogen sind, nicht beantworten.

Tabelle 1: Zuordnung der Fragen. Quelle: Eigene Darstellung.

<b>Frage</b>	<b>Fragenutzen</b>
1 Welches Geschlecht haben Sie?	Soziodemografisch
2 Wählen Sie bitte Ihr Alter aus:	Soziodemografische
3 Beherrschen Sie ein Instrument?	Zuordnung zu Hörertypologie
4 Welche Musikgenres hören Sie am häufigsten?	Zuordnung zu Hörertypologie
5 Nutzen Sie einen der folgenden Musik-Streaming-Dienste?	Zuordnung des Anbieters; Ausschluss nicht geeigneter Probanden
5a Welche dieser Musik-Streaming-Dienste nutzen Sie?	Zuordnung des Anbieters
6a-f Wie häufig hören Sie bei [jeweiliger Anbieter]:	Nutzungshäufigkeit verschiedener Features; Zuordnung zu Hörertypologie
7 Nehmen Sie Stellung zu den folgenden Aussagen:	Bewertung verschiedener Features; Zuordnung zu Hörertypologie
8 Unterstützen Sie den Anbieter dabei Ihren Musikgeschmack zu analysieren, indem Sie Songs bewusst bewerten? (Beispielsweise durch „Daumen hoch“, „Daumen runter“ oder „Herz“)	Zuordnung zu Hörertypologie
9 Wie häufig nutzen Sie Musik-Streaming-Dienste um Musik zu hören?	Zuordnung zu Hörertypologie
10 Hören Sie Musik über Musik-Streaming-Dienste bewusst oder nebenbei?	Zuordnung zu Hörertypologie
11 Nutzen Sie eine kostenpflichtige Version eines Musik-Streaming-Anbieters?	Zuordnung zu Hörertypologie

Diese Filterführung hat mehrere Vorteile, welche vor allem den Probanden den Ablauf der Befragung vereinfachen. Durch die Benennung der dienstspezifischen Funktionen können die Probanden diese schneller wieder erkennen, selbst wenn ihnen nicht bewusst sein sollte, dass es sich um eine algorithmische Funktion handelt. Zudem werden alle irrelevanten Fragen (Fragen, die andere Dienste betreffen) automatisch übersprungen, sodass die Probanden nicht selbst über die Relevanz entscheiden müssen.

Ein weiterer Vorteil dieser Frageführung ist, dass Probanden, die keine Musik-Streaming-Dienste nutzen, direkt aussortiert werden können und keine weiteren Fragen beantworten müssen beziehungsweise können. Somit wird auch die Fehlerquote reduziert, dass unpassende Probanden womöglich die Umfrage komplett ausfüllen.

Der Frageblock (Frage 5 bis Frage 7), in dem spezifische Angaben zur Nutzungshäufigkeit und Bewertung der unterschiedlichen Funktionen der Anbieter abgegeben werden müssen, stellt den Hauptteil der Umfrage dar. Vorher werden einleitende Fragen (Frage 1 bis Frage 4) gestellt, welche allgemeinere Angaben der Probanden abfragen und nicht in erster Linie etwas mit Musik-Streaming zu tun haben.

Die algorithmischen Funktionen sind in vier Kategorien eingeteilt: Radiofunktion, Empfehlungen, Radiofunktionen, welche auf beispielsweise auf Songs basieren und algorithmische Playlists.

Tabelle 2 zeigt auf, zu welchen Kategorien die dienstspezifischen Funktionen in der Auswertung eingeordnet werden und welche Anbieter nicht über einige Funktionen verfügen. Die abschließenden Fragen, welche nach der umfangreichen Abfrage der Nutzungshäufigkeiten folgen, sollen für die Probanden wieder leichter und schneller zu beantworten sein und hinterfragen den allgemeinen Umgang der Probanden bezüglich Musik-Streaming-Diensten (Frage 8 bis Frage 11).

Insgesamt sollte sich die Bearbeitung des Fragebogens durch Verwendung unterschiedlicher Fragetypen (geschlossen, halb-offen, Bewertungsskala, Mehrfachantwort) und des mittig platzierten, anspruchsvolleren Hauptteils für den Teilnehmer abwechslungsreich gestalten. In Kombination mit der präzisen und einfachen Formulierung der Fragen sollten die Teilnehmer keine Schwierigkeiten bei der Beantwortung haben, was im Idealfall eine möglichst hohe Abschlussquote zur Folge haben sollte.

Tab. 2: Empfehlungssysteme von Musik-Streaming-Anbietern. Quelle: eigene Darstellung.

Algorithmische Funktion	Spotify	Deezer	Amazon Music	Apple Music	Google Music
<b>Radiofunktion</b>	„Dein Mixtape“	„Flow“, „Mixe - wie für dich gemacht“	„Radiosender wie für mich gemacht“	-	„Auf gut Glück“
<b>Empfehlungen</b>	„Entdecken“	„Für dich persönlich ausgesucht“	„Empfohlen“	„Für dich“	-
<b>Songbasierte Radiofunktion (Beispielsweise auch Album-, Künstlerbasiert, etc.)</b>	„Zum Radio“	-	-	„Sender erstellen“	„Radio starten“
<b>Playlists</b>	„Dein Release Radar“, „Dein Mix der Woche“	-	-	-	„Mag ich“

### 3.4 Durchführung der Befragung

Zur Erstellung des Fragebogens und zur Durchführung der Online-Befragung wurde das Programm QuestionPro verwendet. Dies ist eine webbasierte Umfrage-Software mit der Online-Befragungen erstellt, verteilt und analysiert werden können.

Die Vorteile dieser Software sind neben der einfachen Handhabung, die automatische Auswertung der Ergebnisse und deren übersichtliche Darstellung in unterschiedlichen Diagrammen in Echtzeit. Es kann also zu jedem Zeitpunkt der Erhebung ein Überblick über die bisherigen Ergebnisse und Trends gewonnen werden. Zudem war eine Voraussetzung bei der Auswahl der Software, dass sie eine Filterführung in den Fragebogen integrieren kann, was QuestionPro ermöglicht (vgl. QuestionPro Online-Umfrageplattform, 2018). Um die Fragestellungen und die Darstellung der Auswertung zu überprüfen, wurden vor der eigentlichen Erhebung Pretests mit sechs Probanden durchgeführt, welche Auskunft über die Nutzerfreundlichkeit und Verständlichkeit gaben. Außerdem konnte anhand dieser Testantworten ein Eindruck über das Auswertungsdesign gewonnen, sowie eine ungefähre Zeitangabe der Beantwortungsdauer ermittelt werden. Diese wurde als Grundlage für den Begrüßungstext (Kapitel 3.3) genutzt.

Die tatsächliche Durchführung der Online-Befragung fand zwischen dem 22. Dezember 2017 und dem 22. Januar 2018 statt, also während eines Erhebungszeitraums von ca. einem Monat (siehe Anhang 1, S. 50). Als Grundgesamtheit der Befragung kommen alle deutschen Nutzer von Musik-Streaming-Diensten in Frage. Wie in Kapitel 2.2 beschrieben, sind dies rund 44% der deutschen Internetnutzer. Die Online-Befragung spricht ebenfalls ausschließlich Internetnutzer an, da zur Teilnahme ein Internetzugang die Voraussetzung ist.

Die Verbreitung der Umfrage fand überwiegend über soziale Netzwerke statt. Mithilfe persönlicher Kontakte aus verschiedenen Altersgruppen sollte dabei sichergestellt werden, dass aus möglichst vielen Generationen Teilnehmer gefunden werden.

Während des gesamten Erhebungszeitraums von 32 Tagen haben 407 Personen die Online-Befragung gestartet. Davon haben 284 Teilnehmer die Umfrage abgeschlossen. Somit ergibt sich eine Abschlussquote von fast 70% (vgl. Anhang 1, S. 50).

Die Größe der Stichprobe ergibt sich anschließend aus den Befragten, welche zwei Eigenschaften erfüllt haben: Diese sind zum Einen, dass sie die Umfrage abgeschlossen haben, also jede Frage vollständig beantwortet haben und zum Anderen die Frage 5 nicht mit „Ich nutze keine Musik-Streaming-Dienste“ beantwortet haben.

Abzüglich 31 Personen, welche nach Beantwortung der Frage 5 nicht als Nutzer von Musik-Streaming-Portalen eingeordnet wurden, ergibt sich so eine Stichprobengröße von 253 Personen. Davon nahm der Großteil (223 Teilnehmer) bereits innerhalb der ersten Woche teil (vgl. Anhang 1, S. 51).



### 3.5 Auswertung

Im folgenden Teil werden die Ergebnisse der durchgeführten Online-Befragung systematisch hinsichtlich der wesentlichen Fragestellungen ausgewertet.

Als Basis der Auswertung wurde die automatisch generierte Analyse der verwendeten Umfrage-Software QuestionPro genutzt (Anhang).

Diese grundlegende Auswertung basiert auf zwei fundamentalen Filtern, die die Stichprobe ausmachen: Es werden nur Teilnehmer betrachtet, welche erstens die Umfrage vollständig beendet haben und zweitens nicht angaben, dass sie keine Musik-Streaming-Dienste nutzen.

Für Auswertungen spezieller Eigenschaften wurde darüber hinaus eine eigene Auswertung erstellt (Anhang), welche auch auf den Angaben der Umfrage-Software basiert, jedoch zusätzliche selektierte Merkmale beinhaltet, da QuestionPro die Daten nur in einer beschränkten Anzahl von Filtermöglichkeiten auswerten kann.

#### 3.5.1 Überblick

Zunächst wird ein Überblick über Merkmale der gesamten Stichprobe gegeben, bevor die Ergebnisse detaillierter betrachtet werden.

Von den insgesamt 253 Teilnehmern ist die Mehrheit weiblich (64%). Bei Verteilung in den unterschiedlichen Alterskategorien sind die am stärksten vertretenden Nutzergruppen die 20-29-Jährigen (41%), welche wie in Kapitel 2.2 beschrieben auch im Gesamtmarkt die größte Nutzergruppe darstellt.

Außerdem ist die Nutzergruppe der 15-19-Jährigen (97 Teilnehmer, 38%), sowie die der Unter-15-Jährigen stark vertreten. Zusammengefasst ergeben diese beiden Kategorien mit 45% den größten Anteil. Die schwächste Alterskategorie in dieser Umfrage stellen die 30-39-Jährigen dar (vgl. Anhang 1, S. 51 f.). Bei der Nutzung der unterschiedlichen Musik-Streaming-Dienste ist Spotify mit 61,44% bei den Teilnehmern der unumstrittene Favorit (vgl. Abb. 3). Die in Abbildung 3 aufgezeigten Angaben setzen sich aus den in Frage 5 und 5a angegebenen Diensten zusammen, da in beiden Fragen eine Aussage über die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten getroffen werden kann-

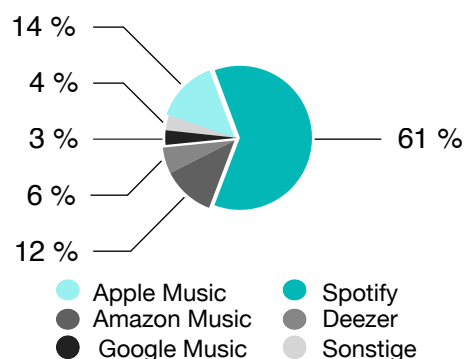


Abb. 3: Musik-Streaming-Anbieter (gesamte Stichprobe).

Quelle: Anhang 2, S. S.94)

te. In Frage 5a wurden dabei diejenigen Teilnehmer betrachtet, welche in Frage 5 angaben, dass sie mehrere Musik-Streaming-Dienste nutzen (37 Personen) (vgl. Anhang 1, S. 54).

In der letzten Frage (Frage 11) wurde erhoben, ob die Nutzer eine kostenpflichtige Version eines Musik-Streaming-Anbieters nutzen. Dies wurde von 79% der Befragten mit „Ja“ beantwortet, was die Information aus Kapitel 2.2. bestätigt, dass es mehr Premiumnutzer als Nutzer von Gratisangeboten gibt, auch wenn der Anteil der Zahler in dieser Erhebung überdurchschnittlich hoch ist (vgl. Anhang 1, S. 92 f.).

### **3.5.2 Untersuchung der ersten Fragestellung:**

#### **Werden Empfehlungssysteme der Musik-Streaming-Anbieter von allen Nutzern gleich stark genutzt?**

Zur Untersuchung dieser Fragestellung werden die Nutzungshäufigkeiten der algorithmischen und nicht-algorithmischen Funktionen der Streaming-Anbieter in Abhängigkeit zu einzelnen Nutzerarten detaillierter betrachtet. Außerdem werden die Einstellungen der Nutzergruppen gegenüber algorithmischen Funktionen miteinander verglichen.

Zunächst wird jedoch ein kurzer Überblick der Nutzungshäufigkeiten und der Einstellung der gesamten Stichprobe gegeben.

Zur Untersuchung werden hierzu die Antworten aus Frage 6 und Frage 7 betrachtet. In Frage 6a-f sind neun bis elf unterschiedliche Funktionen des jeweiligen Anbieters aufgeführt (siehe Tabelle 2). Die Teilnehmer mussten eine Aussage darüber treffen, wie häufig sie die jeweilige Funktion nutzen („immer“, „häufig“, „selten“ oder „nie“). So ergaben sich Nutzungshäufigkeiten der einzelnen Funktionen, die für eine bessere Übersicht anschließend in Häufigkeiten für algorithmische und nicht-algorithmische Funktionen unterteilt und zusammengefasst wurden.

Wie in den Abbildungen 4 und 5 zu erkennen ist, ist die allgemeine Tendenz der Nutzungshäufigkeiten „selten“. Die nicht-algorithmischen Funktionen werden zu 47% „immer“ oder „häufig“ genutzt, sind also viel in Gebrauch (vgl. Abbildung 4). Die algorithmischen Funktionen hingegen werden nur von 32% der Teilnehmer genutzt, während ebenso viele angaben, dass sie diese Funktionen „nie“ nutzen (vgl. Abbildung 5). Die mit knapp 41% („immer“ und „häufig“) am meisten genutzte algorithmische Funktion ist die algorithmische Playlist, wozu beispielsweise „Dein Mix der Woche“ von Spotify gehört. Am seltensten (77% gaben „selten“ oder „nie“ an) werden hingegen Radiofeatures genutzt, welche beispielsweise auf Basis von einzelnen Songs oder Alben generiert werden (vgl. Anhang 2, S. 95). Die am häufigsten genutzte Funktion der gesamten Stichprobe ist mit 80% die selbsterstellte Playlist. Auch kuratierte Playlists (oder vom Nutzer unabhängig erstellte Playlists) werden von 44% „häufig“ oder „immer“ genutzt. Auf dem zweiten Platz folgt der Konsum von Alben (45%), während Charts von 66% nur „selten“ oder „nie“ gehört werden (vgl. Anhang 2, S. 95). Die Einstellung der Stichprobe gegenüber algorithmischen Funktionen ist trotz seltener Nutzung überwie-

Abb. 4: Nutzungshäufigkeiten nicht-algorithmischer Funktionen.  
Quelle: Anhang 2, S.94

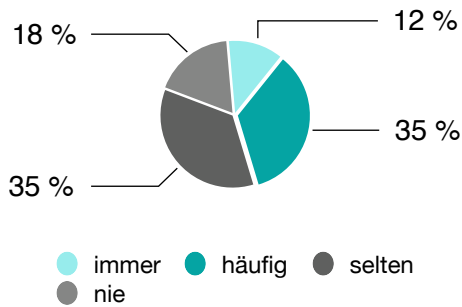
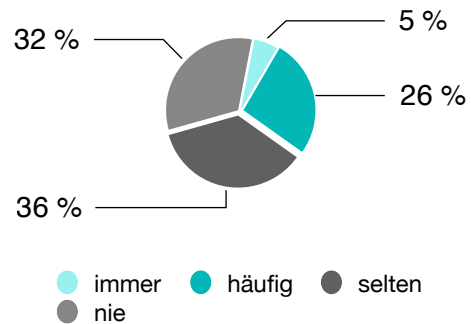


Abb. 5: Nutzungshäufigkeiten algorithmischer Funktionen.  
Quelle: Anhang 2, S.94.



gend positiv. So geben über 80% an, dass die algorithmisch generierte Musikauswahl mit ihrem Musikgeschmack übereinstimmt. Ebenfalls haben 69% der Teilnehmer „eher“ oder „vollkommen“ zugestimmt, dass diese Features zeitsparend und unkompliziert sind. Bevorzugt wird jedoch von dem Großteil der Stichprobe die eigenständige Suche von neuer Musik (75%). Mit neuer Musik ist in diesem Kontext Musik gemeint, welche für den Nutzer unbekannte Musik ist („neue, für mich unbekannte Musik“ vgl. Anhang 1, S. 88 f.). Dies könnte damit zusammenhängen, dass rund 66% der Probanden angeben, dass sie „eher nicht“ oder „gar nicht“ durch algorithmische Funktionen mit für sie unbekannte, neue Musikgenres in Kontakt kommen (vgl. Anhang 2, S. 90).

#### • Männer und Frauen

Hinsichtlich soziodemografischer Merkmale werden die Nutzungshäufigkeiten bezogen auf das Geschlecht und das Alter untersucht.

Wie bereits in Kapitel 3.5.1 aufgeführt, haben 161 Frauen und 92 Männer an der Umfrage teilgenommen. Bezüglich der Nutzungshäufigkeiten, konsumieren Frauen (33%) häufiger Musik über algorithmische Funktionen als Männer (29%), womit die Frauen über und Männer (vgl. Anhang 2, S. 96) unter dem Durchschnitt der Stichprobe (32%) liegen. Bei beiden Geschlechtern ist die meist genutzte algorithmische Funktion wie auch im Gesamten die algorithmische Playlist. Bei den Männern werden die songbasierten Radiofunktionen wesentlich seltener konsumiert (85% „selten“ oder „nie“) als bei den Frauen (74%) (vgl. Anhang 2, S. 97).

Dafür hören Frauen häufiger (41%) Charts als Männer (22%) und ebenfalls häufiger Neuheiten (45% der Frauen und 40% der Männer) (vgl. Anhang 2, S. 98).

Bei den Einstellungen gegenüber algorithmischen Funktionen ist auffällig, dass Männer seltener (71% „eher nicht“ oder „gar nicht“) neue Musik über eigenständiges Suchen finden als Frauen (77%) oder der Durchschnitt (75%). Dieses Ergebnis geht Hand in Hand mit der vermehrten Zustimmung der männlichen Teilnehmer, dass sie algorithmische Funktionen als unkompliziert und zeitsparend empfinden (83% der Männer stimmen „eher“ oder „vollkommen“ zu), während Frauen dem nur zu 68% zustimmen (vgl.

Anhang 2, S. 99). Dies ist eine widersprüchliche Aussage hinsichtlich der niedrigeren Nutzungshäufigkeiten algorithmischer Funktionen bei den Männern. Daraus kann man schließen, dass Frauen und Männer unterschiedliche Nutzungsmotive der algorithmischen Features haben. Männer scheinen diese Funktionen hauptsächlich wegen des geringeren Aufwands zu verwenden, da sie das selbstständige Suchen nicht präferieren. Frauen hören lieber aktuelle Musik (Charts, Neuheiten) und nutzen dazu die algorithmische Funktion der Empfehlungen häufiger (34%) als Männer (31%) (vgl. Anhang 2, S. 97).

#### • **Unter-30-Jährige und Über-30-Jährige**

Zur Untersuchung der Altersgruppen wurden die Teilnehmer anhand ihrer Angaben aus Frage 2 („Wählen Sie hier bitte ihr Alter aus“) in sechs unterschiedliche Alterskategorien einsortiert. Damit die Untersuchungseinheiten bezüglich der Nutzungshäufigkeiten jedoch nicht zu klein ausfallen, wurden die sechs Kategorien in zwei Hauptkategorien aufgeteilt: Die Unter-30-Jährigen und die Über-30-Jährigen. Zu den Unter-30-Jährigen gehören dementsprechend Personen, welche angaben „jünger als 15 Jahre“, „15-19 Jahre“ oder „20-29 Jahre“ alt zu sein (219 Teilnehmer). Die 34 restlichen Teilnehmer haben angegeben, dass sie „30-39 Jahre“, „40-49 Jahre“ oder „älter als 50 Jahre“ alt sind (vgl. Anhang 1, S. 52). Im folgenden werden die Unterschiede in der Nutzung von algorithmischen und nicht-algorithmischen Funktionen beider Gruppen betrachtet.

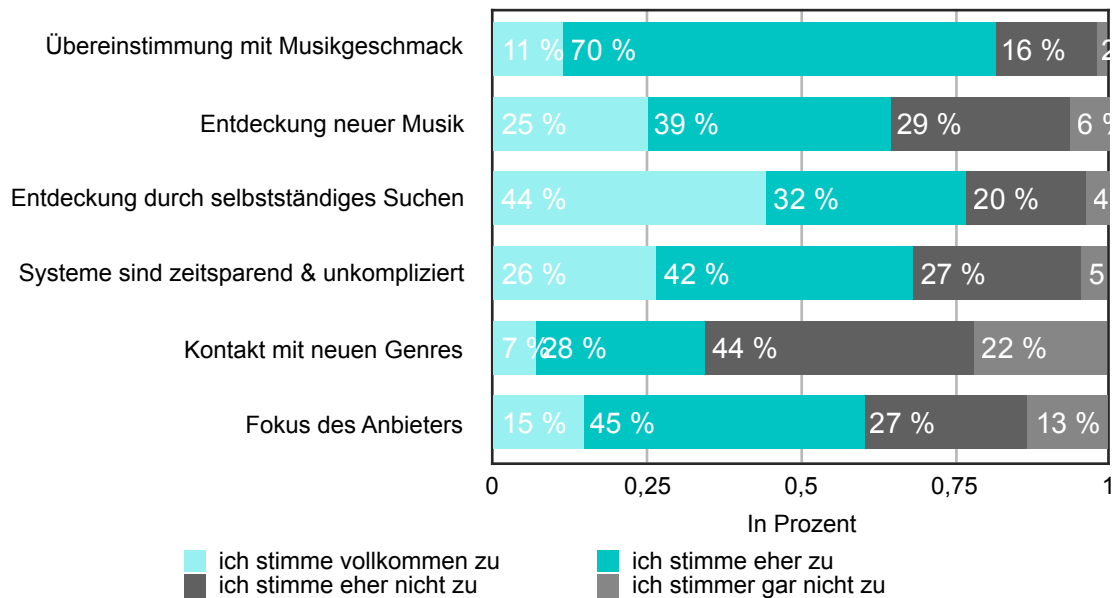
Bei der Nutzungshäufigkeit der algorithmischen Funktionen liegt eine große Differenz zwischen den beiden Altersklassen. Die Über-30-Jährigen nutzen zu 41% algorithmische Funktionen zum Musikkonsum, was ungefähr 10% mehr ist als bei der jüngeren Altersgruppe (vgl. Anhang 2, S. 100).

Ebenfalls ist auffällig, dass die im Durchschnitt und von den jüngeren Teilnehmern sehr selten genutzten Funktionen der algorithmischen Empfehlung (45%) und der songbasierten Radiofunktion (48%) von den Über-30-Jährigen deutlich häufiger genutzt werden. Bei den Unter-30-Jährigen liegen diese beiden Features mit 31% bzw. 20% auf den letzten Plätzen (vgl. Anhang 2, S. 100 f.).

Bei der Nutzung nicht-algorithmischer Funktionen unterscheiden sich die Gewohnheiten der Altersgruppen ebenfalls stark. Am deutlichsten wird dies bei der Betrachtung der selbsterstellten Playlists und des Konsums aktueller Musik (Charts, Neuheiten).

Die Nutzung selbsterstellter Playlists ist in der Stichprobe der beliebteste Weg Musik zu hören und wird von rund 80% der Nutzer „immer“ oder „häufig“ genutzt. Bei den Über-30-Jährigen ist dies jedoch nur bei 56% der Teilnehmer der Fall. Dafür nutzt diese Alterskategorie häufiger nach Genre vorsortierte Musik (44%) als die Unter-30-Jährigen (32%) (vgl. Anhang 2, S. 101 f.). Bei den Unter-30-Jährigen wird häufiger aktuelle Musik gehört. 35% gaben an „häufig“ oder „immer“ Charts zu hören und 45% hören Neuheiten (vgl. Anhang 2, S. 98). In der Bewertung der algorithmischen Funktionen spiegelt sich das Verhalten der Altersgruppen folgendermaßen wieder:

Abb. 6: Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Unter-30-Jährige).  
Quelle: Anhang 2, S. 103.



Die Über-30-Jährigen stimmen der Aussage, dass algorithmische Funktionen unkompliziert und zeitsparend sind zu 74% „eher“ oder „vollkommen“ zu (vgl. Anhang 2, S. 102), während die Zustimmung der Unter-30-Jährigen niedriger ausfällt (68%). Jedoch stimmen diese der Aussage, dass sie durch algorithmische Funktionen mit neuer Musik in Kontakt kommen, stärker zu (64%) als die Über-30-Jährigen (50%) (siehe Abbildung 6). Zusammenfassend hören die Unter-30-Jährigen lieber aktuelle Musik und nutzen dafür seltener algorithmische Features der Anbieter. Die Über-30-Jährigen hören nicht häufig neue Musik, konsumieren aber vermehrt über algorithmische Features.

• **Anbieter mit schwachen und starkem Fokus auf algorithmische Funktionen**

Die Kapitel 2.1.3 beschriebenen Anbieter legen einen unterschiedlich starken Fokus auf algorithmische Empfehlungssysteme. Ob dies einen Einfluss auf die Nutzungshäufigkeiten der algorithmischen und nicht-algorithmischen Funktionen hat, wird in diesem Abschnitt der Arbeit untersucht. Dazu werden die fünf Anbieter in Dienste mit starkem Fokus (Deezer und Spotify) und Dienste mit schwachem Fokus (Apple Music, Amazon Music und Google Music) unterteilt.

Zunächst wird überprüft, ob der vermeintliche Fokus auf algorithmische Empfehlungen von den Teilnehmern ebenso empfunden wurde. Nutzer von Spotify und Deezer (201 Teilnehmer) gaben zu 61% an, dass sie „vollkommen“ oder „eher“ damit übereinstimmen, dass bei ihrem Streaming-Anbieter algorithmische Funktionen im Fokus stehen, während die Nutzern der anderen Dienste (76 Teilnehmer) dem zu 10% weniger zustimmten (vgl. Anhang 2, S. 103 f.). Da die Nutzer von Spotify und Deezer die größere Gruppe ausmachen, liegt es nahe, dass sie eher mit den Durchschnittswerten der Stichprobe übereinstimmen.

Deshalb ist es nicht verwunderlich, wenn auch widersprüchlich, dass die Nutzer von Spotify und Deezer mit ca. 31% eine niedrigere Nutzungshäufigkeit der algorithmischen Funktionen haben, als die Konsumenten der anderen Streaming-Anbieter (35%) (vgl. Anhang 2, S. 104 f.). Dementsprechend ist die Nutzung nicht-algorithmischer Funktionen bei den Spotify- und Deezer-Nutzern höher (48%). Von den Nutzern der Anbieter mit einem schwächeren algorithmischen Fokus gaben nur 44% an, dass sie nicht-algorithmische Funktionen „immer“ oder „häufig“ nutzen (vgl. Anhang 2, S. 105 f.). Insgesamt lässt sich sagen, dass die Befragten Spotify und Deezer zwar als Anbieter mit einem starken Fokus auf algorithmische Funktionen empfinden, dies jedoch nicht zwangsweise auch eine vermehrte Nutzung dieser Features nach sich zieht. Einen Einfluss auf die Nutzungshäufigkeit kann an dieser Stelle also nicht nachgewiesen werden.

- **Untersuchung der Hörertypologien**

Um eine Aussage darüber treffen zu können, ob alle Nutzer von Musik-Streaming-Diensten algorithmische Funktionen gleich stark nutzen und somit auch eine gleiche Ausprägung der Filterblase aufweisen, werden diese im folgenden Abschnitt in unterschiedlichen Hörertypologien zugeordnet. Dabei werden einzelne Gruppen der Stichprobe betrachtet, welche besondere Merkmale aufweisen.

- **Experten und Durchschnittshörer**

Das erste Merkmal, welches betrachtet wird, ist die musikalische Vorbildung.

Wie in Kapitel 2.2 beschrieben, können Rezipienten dadurch in Experten (Hörer mit musikalischen Vorkenntnissen) und Durchschnittshörer (Hörer ohne musikalische Vorkenntnisse) unterteilt werden. Zudem befinden sich unter den Experten viele engagierte Hörer, welche sich durch eine erhöhte Hördauer auszeichnen. Deshalb wurden aus der Stichprobe anhand dieser zwei Kriterien die Experten und Durchschnittshörer herausgefiltert. Die Experten haben auf die Frage, ob sie ein Musikinstrument beherrschen mit „Ja“ geantwortet (Frage 3). Dies gaben 46% der Probanden an (vgl. Anhang 1, S. 52). Zudem haben diese Teilnehmer des weiteren die Frage 9 mit einer Hördauer von „täglich 1-3 Stunden“ oder „täglich mehr als 3 Stunden“ beantwortet. Daraus ergibt sich eine Expertengruppe von 83 Teilnehmern.

Die Durchschnittshörer ergeben sich folglich aus den 54% der Teilnehmer, welche kein Musikinstrument beherrschen (vgl. Anhang 1, S. 52). Des Weiteren wurden hier Nutzer betrachtet, welche als konventionelle Hörer eine geringere Hördauer aufweisen (vgl. Kapitel 2.2.). Aus der Beantwortung von Frage 9 mit „4-6 mal wöchentlich“, „2-3 mal wöchentlich“, „1 mal wöchentlich“ und „seltener als 1 mal wöchentlich“ ergibt sich eine Gruppe von 52 Durchschnittshörern.

Im direkten Vergleich ist festzustellen, dass die Experten wesentlich häufiger nicht-algorithmische Funktionen benutzen. Über die Hälfte gab an, dass sie diese Features

Abb. 7: Nutzungshäufigkeit nicht-algorithmischer Funktionen (Durchschnittshörer).  
Quelle: Anhang 2, S. 106

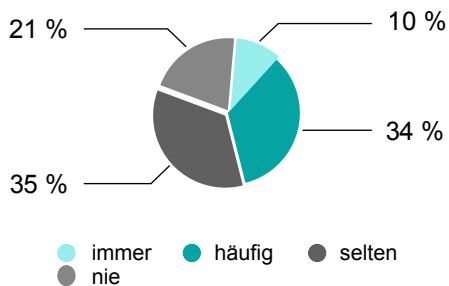
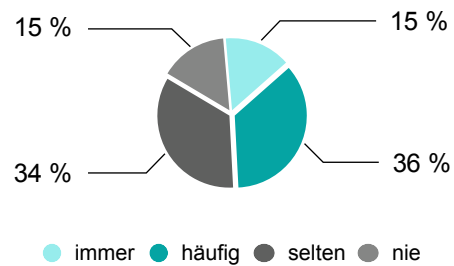


Abb. 8: Nutzungshäufigkeit nicht-algorithmischer Funktionen (Experten). Quelle: Anhang 2, S. 106



„häufig“ oder „immer“ nutzen (siehe Abb. 8), während dies nur 44% der Durchschnittshörer angaben (siehe Abb. 7). Die Experten unterscheiden sich des Weiteren stark durch die Art der genutzten Funktionen. Von den Experten werden „häufig“ oder „immer“ selbsterstellte Playlists gehört (87%), an zweiter Stelle folgt die Nutzung von der Funktion „Stöbern“ (65%) und über die Hälfte (55%) der Experten konsumiert Musik als Album. Die Durchschnittshörer präferieren Playlists, sowohl selbsterstellt (63%) als auch kuratiert (46%). Ebenfalls werden Neuheiten (46%) und Charts (44%) häufig konsumiert. Die Funktion „Stöbern“ oder „Entdecken“ ist bei dieser Nutzergruppe am unbeliebtesten (vgl. Anhang 2, S. 2017). Bei den Experten ist jedoch nicht nur die Nutzung nicht-algorithmischer Funktionen häufiger, sondern ebenfalls der Musikkonsum über Empfehlungssysteme. 36% der Experten nutzen algorithmische Funktionen „immer“ oder „häufig“, während die Durchschnittshörer diese Features nur zu 33% nutzen. Fast die Hälfte der Experten nutzt am häufigsten algorithmische generierte Playlists. Auch Senderfunktionen werden gerne genutzt. Die Durchschnittshörer hingegen präferieren Empfehlungen, die auf ihrem Musikgeschmack basieren (vgl. Anhang 2, S. 109).

Tatsächlich gibt es in der Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen kaum Unterschiede zwischen den Experten und den Durchschnittshörern.

Die Experten suchen häufiger selbstständig nach neuer Musik (78%), stimmen aber auch stärker zu, dass Empfehlungssysteme mit ihrem Musikgeschmack übereinstimmen (vgl. Anhang 2, S. 110).

Insgesamt lässt sich daraus schließen, dass der Einfluss von musikalischen Vorkenntnissen eher die Nutzung der nicht-algorithmischen Funktionen beeinflusst, als die der Empfehlungssysteme. Sowohl bei Experten als auch bei Durchschnittshörern ist der Musikkonsum über Playlists am beliebtesten, doch während der Durchschnittshörer neben der selbsterstellten Playlist auch auf kuratierte Playlists zurückgreift, nutzt der Experte lieber Playlists, welche anhand seiner Präferenzen generiert wurden.

## • **Bewusste und unbewusste Rezeption**

In Frage 10 konnten die Umfrage-Teilnehmer angeben, auf welche Art und Weise sie häufiger Musik über Musik-Streaming-Dienste konsumieren.

Teilnehmer, die laut ihren Angaben Musik „häufiger bewusst als nebenbei“ hören oder sich „immer“ auf die Musik konzentrieren, wurden dabei der bewussten Rezeption zugeordnet (145 Teilnehmer). Die andere Hälfte (108 Teilnehmer) gehört zur Kategorie unbewusste Rezeption und hat ausgesagt, dass sie „meistens nebenbei“ oder „immer nebenbei“ Musik hört (vgl. Anhang 1, S. 92).

Die Verteilung der Nutzungshäufigkeiten von algorithmischen und nicht-algorithmischen Funktionen sieht bei diesen beiden Kategorien wie folgt aus: Nutzer mit einer bewussteren Rezeption nutzen häufiger algorithmische Features (33%) als unbewusste Rezipienten (30%). Sie nutzen jedoch ebenfalls häufiger nicht-algorithmische Funktionen (49%) als Nutzer mit einer unbewussten Rezeption (44%) (vgl. Anhang 2, S. 111). Die bewussten Rezipienten nutzen dabei häufiger Musik über algorithmische Empfehlungen (36%) als der Durchschnitt der Stichprobe (33%). Diese Funktion wird bei unbewussten Rezipienten kaum genutzt (28%). Diese Gruppe präferiert hingegen algorithmisch generierte Playlists (39%) (vgl. Anhang 2, S. 112).

Bei der Nutzung nicht-algorithmischer Funktionen wird von beiden Kategorien die selbsterstellte Playlist am meisten genutzt. Die Hälfte der Hörer mit einer bewussten Rezeption hört außerdem gerne Alben, hingegen „selten“ oder „nie“ (69%) Charts. Bei den Nutzern, die Musik häufig unbewusst konsumieren, folgt nach der selbsterstellten Playlist die kuratierte Playlist (48%). Am seltensten nutzt diese Gruppe die Funktion „Genre“, in der Musiktitel, Playlists, etc. nach Genre vorsortiert sind. Deutliche Unterschiede treten bei der Bewertung von Empfehlungssystemen auf (vgl. Anhang 2, S. 113). Nutzer mit einer unbewussten Rezeption gaben an, dass sie diese Funktionen zu 75% als zeitsparend und unkompliziert empfinden. Jedoch gaben über zwei Drittel an, dass sie über diese Funktionen nicht mit neuen Genres in Kontakt kommen.

Nutzer, die Musik vermehrt bewusst konsumieren gaben an, dass sie neue Musik eher durch selbstständiges Suchen finden (79%). Im Gegensatz zu der anderen Hörergruppe empfinden sie die Empfehlungssysteme weniger als zeitsparend und unkompliziert (64%). Jedoch kommen sie durch die Empfehlungssysteme zu 4% mehr mit neuen Genres in Berührung als unbewusste Hörer (vgl. Anhang 2, S. 114).

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass bewusste Hörer sowohl bei algorithmischen als auch bei nicht-algorithmischen Angeboten die Funktionen bevorzugen, welche eine aktive Auswahl erfordern wie beispielsweise algorithmisch generierte Empfehlungen, aus denen man noch auswählen muss. Hörer, die Musik eher unbewusst konsumieren nutzen eher vollgenerierte Inhalte wie kuratierte oder algorithmische Playlists. Diese empfinden sie als zeitsparend und unkompliziert, jedoch kommen diese Hörer auch seltener in Kontakt mit neuen Genres.



• **Lean-Back- und Lean-Forward-Hörer**

Wie in Kapitel 2.2 dargestellt, differenzieren sich Lean-Forward- und Lean-Back-Hörer vor allem durch das aktive, beziehungsweise passive Einbringen in die Musikauswahl. Um die Lean-Forward-Hörer unter den Teilnehmern der Online-Umfrage zu bestimmen, wurden diese anhand von Frage 7 und Frage 6 a-f gefiltert.

Das erste Merkmal, welches auf einen Lean-Forward-Hörer schließen lässt ist, dass die Nutzer neue Musik eher durch eigenständiges Suchen finden. Also Frage 7(3) mit „ich stimme vollkommen zu“ oder „ich stimme eher zu“ beantworteten (vgl. Anhang 1, S. 89). Das zweite Kriterium zur genaueren Spezifizierung des Hörertypus ist die Beantwortung der Frage 6a-f (1), wie häufig die Nutzer selbsterstellte Playlists hören, mit „immer“ oder „häufig“ (vgl. Anhang 1, S. 55 ff.). Dadurch ergibt sich eine Lean-Forward-Hörer-Gruppe von 191 Teilnehmern.

Die Lean-Back-Hörer werden ebenfalls anhand Frage 7(3) durch die Beantwortung mit „ich stimme eher nicht zu“ und „ich stimme gar nicht zu“ definiert (vgl. Anhang 1, S. 89). Als zweites Kriterium bei diesem Hörertypus wird einbezogen, wie zeitsparend und unkompliziert sie Empfehlungssysteme bewerteten, da Lean-Back-Hörer möglichst wenig Zeit und Energie in die Musikauswahl investieren möchten (vgl. Kapitel 2.2). Die Teilnehmer, die Frage 7(4) also mit „ich stimme vollkommen“ oder „ich stimme eher zu“ beantworteten (vgl. Anhang 1, S. 89 f.), gehören den Lean-Back-Hörern an. Anhand dieser zwei Kriterien lassen sich 54 Teilnehmer dem Lean-Back-Typus zuordnen.

Abb. 9: Nutzungshäufigkeit algorithmischer Funktionen (Lean-Forward-Hörer).

Quelle: Anhang 2, S. 115.

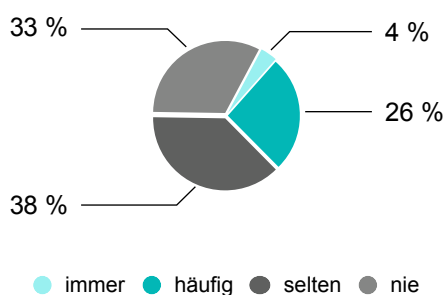
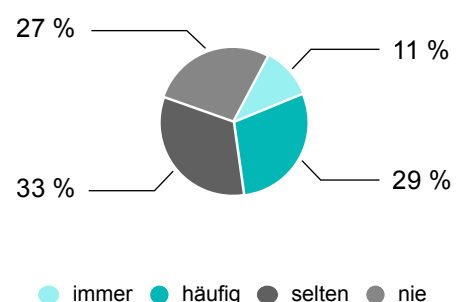


Abb. 10: Nutzungshäufigkeit algorithmischer Funktionen (Lean-Back-Hörer).

Quelle: Anhang 2, S. 115.



Zwischen den Nutzungshäufigkeiten der beiden Hörertypologien lassen sich deutliche Unterschiede erkennen. Während nur 30% der Lean-Forward-Hörer „immer“ oder „häufig“ algorithmische Funktionen nutzen, konsumieren die Lean-Back-Hörer mit 40% Musik überdurchschnittlich oft über Empfehlungssysteme (vgl. Abbildung 9 und Abbildung 10). Bis darauf, dass die Nutzungshäufigkeit bei den Lean-Back-Hörern deutlich höher ist, unterscheiden sich die beiden Gruppen in den Funktionsnutzungen nur wenig.

Beide Hörertypen nutzen am häufigsten algorithmische Playlists und am seltensten die songbasierten Radiofunktionen. Einen wesentlichen Unterschied gibt es in der Nutzung von algorithmischen Empfehlungen, welche die Hälfte der Lean-Back-Hörern nutzt und nur knapp ein Drittel der Lean-Forward-Hörer (vgl. Anhang 2, S. 116).

Die Nutzungshäufigkeit nicht-algorithmischer Funktionen bleibt davon jedoch unbeeinflusst. Beide Gruppen hören zu 41% „immer“ oder „häufig“ Musik über nicht-algorithmische Features der Musik-Streaming-Anbieter (vgl. Anhang 2, S. 115).

Da die Nutzungshäufigkeit der selbstgestellten Playlists schon für den jeweiligen Hörertypus definiert ist, lassen sich ausschließlich Rückschlüsse über die sonstigen nicht-algorithmischen Funktionen treffen. Die Lean-Forward-Hörer bevorzugen gegenüber den Lean-Back-Hörern Alben, Neuheiten und über die Funktion „Entdecken“. Die Lean-Back-Hörer konsumieren Musik häufiger in Form von Charts, kuratierten Playlists und nach Genre sortierte Musik (vgl. Anhang 2, S. 117 f.).

Insgesamt empfinden die Lean-Back-Hörer stärker, dass sie durch Empfehlungssysteme mit neuer Musik in Berührung kommen (78%) als die Lean-Forward-Hörer (59%) (vgl. Anhang 2, S. 119). Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Unterteilung der Teilnehmer in Lean-Forward- oder Lean-Back-Hörer aufzeigt, dass Lean-Back-Hörer wesentlich häufiger auf algorithmische Features zurückgreifen. Insbesondere auf algorithmische Empfehlungen sind sie mehr angewiesen als die Lean-Forward-Hörer. Auf die Nutzungshäufigkeit der nicht-algorithmischen Funktionen hat diese Unterscheidung keinen Einfluss, jedoch nutzen die Hörertypen unterschiedliche Funktionen, wobei die Lean-Forward-Hörer eher Funktionen nutzen, die ein aktiveres Verhalten voraussetzen wie beispielsweise die Funktion „Entdecken“.

### **3.5.3 Untersuchung der zweiten Fragestellung:**

#### **Welche Merkmale weisen Nutzer auf, die vermehrt die Empfehlungssysteme der Musik-Streaming-Anbieter nutzen?**

In diesem Teil der Auswertung soll ermittelt werden, welche Nutzermerkmale die Bildung einer engen Filterblase höchstwahrscheinlich begünstigen.

Wie sich im vorherigen Kapitel gezeigt hat, beeinflussen einige Verhaltensmerkmale der Nutzer die Nutzungshäufigkeit von algorithmischen und nicht-algorithmischen Funktionen mehr als andere. Im folgenden Abschnitt werden ausschließlich Teilnehmer betrachtet, welche sich in einer vermeintlich engeren Filterblase befinden, welche hier durch eine vermehrte Nutzung algorithmischer Funktionen definiert wird. Dieser Zustand wird anhand zwei Faktoren festgelegt: Zum Einen werden Nutzer betrachtet, welche nicht die selbstständige Suche von Musiktiteln bevorzugen (Frage 7(3)).

Wie zuvor bei den Lean-Back-Hörern herausgefunden wurde, nutzen diese Teilnehmer algorithmische Funktionen häufiger und befinden sich daher eher in einer Filterblase.

Der zweite Faktor ist daher, dass die Personen mindestens eine der in Frage 6 aufgeführten algorithmischen Funktionen „immer“ nutzen.

Aus den Angaben der Teilnehmer, welche Frage 7(3) mit „ich stimme gar nicht zu“ oder „ich stimme eher nicht zu“ beantworteten und welche zusätzlich mindestens eine algorithmische Funktion „immer“ nutzen, ergibt sich eine zu untersuchende Anzahl von 29 Teilnehmern, welche sich in einer engen Filterblase befinden. Die Vergleichsgruppe bilden Personen, die „vollkommen“ oder „eher“ damit übereinstimmen, dass sie Musik durch selbstständiges Suchen finden und mindestens eine algorithmische Funktion „nie“ nutzen (144 Teilnehmer).

Bei den soziodemografischen Merkmalen der Nutzer in einer engen Filterblase ist auffällig, dass der Anteil der Männer höher ist (48%) als bei der Vergleichsgruppe (37%) (vgl. Anhang 2, S. 120). Zudem sind die Teilnehmer aus den Alterskategorien der Über-40-Jährigen unter den Nutzern mit enger Filterblase nicht vertreten, während die 15-19-Jährigen die Hälfte des untersuchten Teils der Stichprobe ausmachen (vgl. Anhang 2). Weiterhin haben Personen, welche zu einer engeren Filterblase tendieren, vermehrt keine musikalischen Vorkenntnisse, welche hier durch die Beherrschung ei-

Abb. 11: Beherrschung eines Instrumentes (Tendenz zur engen Filterblase).

Quelle: Anhang 2, S. 120.

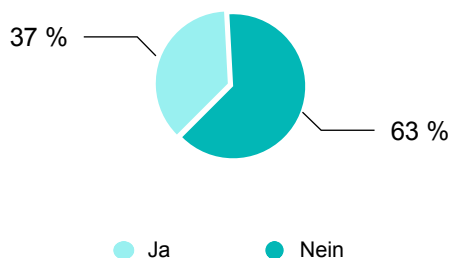
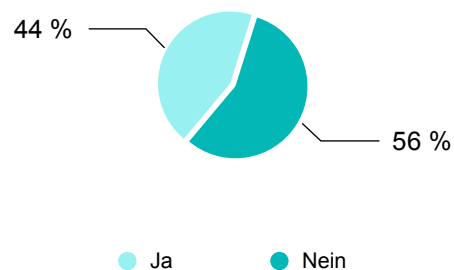


Abb. 12: Beherrschung eines Instrumentes (Tendenz zur engen Filterblase).

Quelle: Anhang 2, S. 120.



nes Instrumentes abgefragt wurde (siehe Abb. 11 und Abb. 12). Die Musikpräferenzen hingegen scheinen kein beeinflussendes Merkmal darzustellen. Bis auf einen größeren Anteil von Hip-Hop-Hörern lassen sich dort keine signifikanten Unterschiede feststellen (vgl. Anhang 2, S. 121). Ausschlaggebend hingegen sind die Merkmale der Nutzer mit einer engeren Filterblase über die Nutzungsdauer und Art der Rezeption.

Personen, welche sich in einer engeren Filterblase befinden, konsumieren häufiger Musik über Musik-Streaming-Dienste (40% „täglich mehr als 3 Stunden“) und rezipieren diese bewusster als die Vergleichsgruppe (vgl. Anhang 2, S. 121 f.). Zudem gaben 74% der Nutzer mit einer engeren Filterblase an, dass Empfehlungssysteme bei ihrem Anbieter im Fokus stehen, während bei der Vergleichsgruppe nur 53% damit übereinstimmen (vgl. Anhang 2, S. 122 f.). Das ist also ebenfalls ein Faktor, der einen Einfluss auf die Bildung einer Filterblase hat.

### 3.5.4 Untersuchung der dritten Fragestellung:

#### Welche Folgen hat die häufige Nutzung von Empfehlungsdiensten auf das sonstige Nutzungsverhalten der Musik-Streaming-Nutzer?

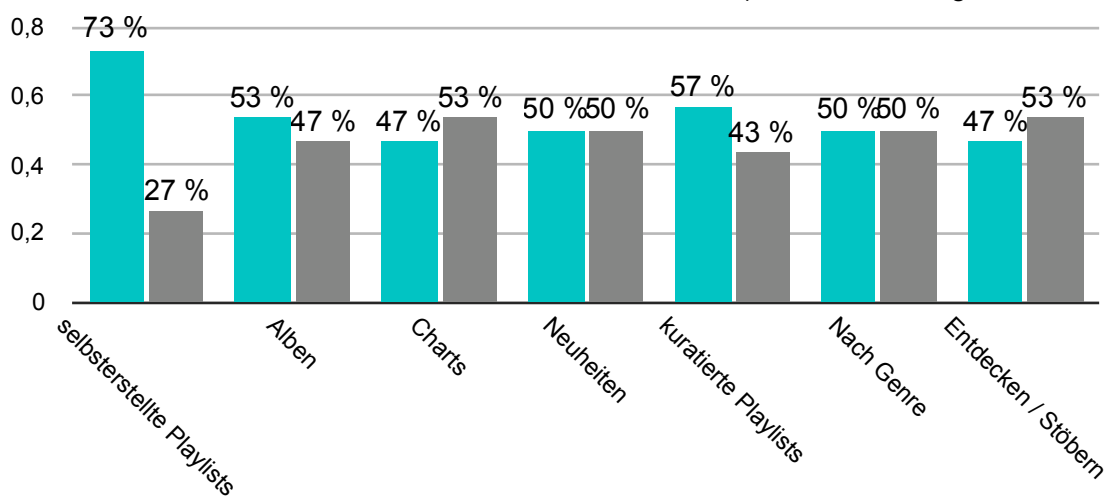
Zur Beantwortung dieser Fragestellung werden dieselben Vergleichsgruppen betrachtet wie in der vorherigen Untersuchung, welche stellvertretend für Nutzer mit Tendenz für eine engere Filterblase und Nutzer ohne diese Tendenz stehen.

Der Fokus liegt in diesem Abschnitt auf der Untersuchung möglicher Unterschiede der Vergleichsgruppen hinsichtlich der Nutzung von Musik-Streaming-Diensten.

Zunächst wird auf die Auswirkung auf die Nutzung der algorithmischen Funktionen eingegangen. Auffällig ist, dass der Gebrauch von algorithmischen und nicht-algorithmischen Features der Streaming-Anbieter sich nicht gegenseitig auszuschließen scheinen. Die Nutzer, die vermehrt Empfehlungssysteme nutzen, nutzen die nicht-algorithmischen Funktionen ebenfalls mehr (54%) als die Vergleichsgruppe (44%) (vgl. Anhang 2, S. 123 f.). Jedoch lassen sich neben der unterschiedlichen Nutzungshäufigkeit auch Unterschiede in den Präferenzen erkennen.

■ Angaben immer & häufig  
■ Angaben selten & nie

Abb. 13: Nutzung nicht-algorithmischer Funktionen (Tendenz zur engen Filterblase). Quelle: Anhang 2, S. 124.

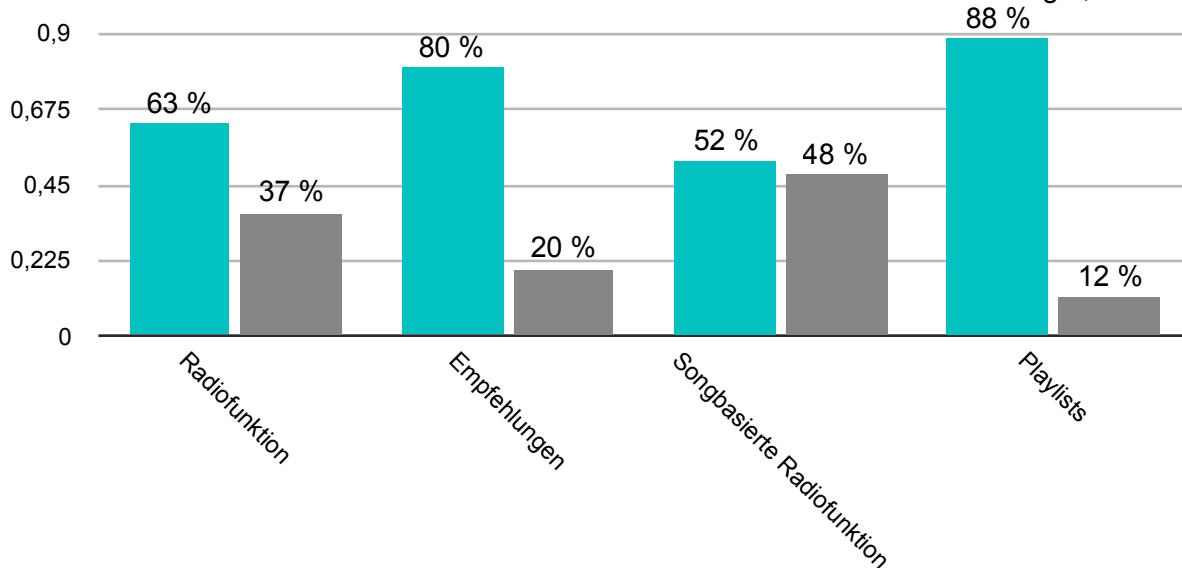


Personen, die zu einer engen Filterblase tendieren, haben eine häufige Nutzung von kuratierten Playlists, während die Nutzung von selbsterstellten Playlists geringer ausfällt (siehe Abb. 13) als bei der Vergleichsgruppe (vgl. Anhang 2, S. 124).

Am seltensten werden Charts gehört und auch die Funktion „Entdecken“ wird von Menschen in einer Filterblase selten genutzt. Hingegen werden Alben bei dieser Gruppe häufig genutzt. Des Weiteren rezipieren sie häufig Neuheiten und Musik, die bereits in Genres unterteilt ist (vgl. Anhang 2, S. 124). Nutzer, welche zu einer engen Filterblase tendieren, nutzen am häufigsten algorithmisch generierte Playlists (88% „immer“ oder „häufig“). An zweiter Stelle folgen Empfehlungen, welche auf dem Musikgeschmack der Nutzer basieren und zuletzt algorithmische Radiofunktionen (siehe Abb. 14). Insgesamt nutzen 71% der Teilnehmer, aus der engeren Filterblase algorithmische

■ Angaben immer & häufig  
 ■ Angaben selten & nie

Abb. 14: Nutzung algorithmischer Funktionen (Tendenz zur engen Filterblase).  
 Quelle : Anhang 2, S. 125.



Funktionen überdurchschnittlich häufig (71%) (vgl. Anhang 2, S. 126). Weiterhin gaben zwei Drittel an, dass sie die Empfehlungssysteme regelmäßig durch Bewertung von Songs dabei unterstützen ihre Musikpräferenzen besser zu analysieren (vgl. Anhang 2, S. 126). Bei der Vergleichsgruppe nutzen nur 21% Empfehlungssysteme „immer“ oder „häufig“ (vgl. Anhang 2, S. 126). Nutzer mit der Tendenz zu einer engen Filterblase präferieren algorithmische Playlists zum Musikhören. Am zweithäufigsten nutzen sie Radiosender, welche auf dem Musikgeschmack basieren. Senderfunktionen, die auf Songs oder Alben basieren, werden in beiden Gruppen am seltensten benutzt (vgl. Anhang 2, S. 125). Bei der Beurteilung der Empfehlungssysteme gaben die zur engen Filterblase neigenden Befragten an, dass sie durch algorithmische Funktionen mit neuer Musik in Kontakt kommen (66%). Dem stimmt die Vergleichsgruppe zu 10% weniger zu (vgl. Anhang 2, S.122 f.). Bei dem Empfinden darüber, ob Empfehlungssysteme mit dem eigenen Musikgeschmack übereinstimmen verhält es sich ähnlich. Die Zustimmung bei den Filterblasen-anfälligeren Personen liegt bei 90%. Jedoch kommen beide der Gruppen durch Empfehlungssystemen häufig mit neuen Genres in Kontakt (vgl. Anhang 2). Zusammenfassend lässt sich sagen, dass eine enge Filterblase, hier definiert anhand der Nutzungshäufigkeit der algorithmischen Empfehlungssysteme, die Nutzung nicht-algorithmischer Features nicht ausschließt. Jedoch haben diese Nutzer teilweise andere Präferenzen bei den nicht-algorithmischen Funktionen. So bevorzugen sie unter anderem wesentlich häufiger nach Genre vorsortierte Musik. Das könnte beispielsweise eine Folge dessen sein, dass sie während der Nutzung der Empfehlungssysteme selten mit neuen Genres in Kontakt kommen und deshalb in der sonstigen Musikknutzung stark auf einzelne Genres fokussiert sind.

### 3.6 Zusammenfassung der Ergebnisse

Zusammenfassend hat die Auswertung der quantitativen Erhebung folgende Ergebnisse hinsichtlich der wesentlichen Fragestellungen erbracht:

Es wurde belegt, dass die Empfehlungssysteme, welche in Form von algorithmischen Funktionen der Anbieter abgefragt wurden, nicht von allen Nutzern gleich stark zur Rezeption von Musik verwendet werden.

Die Untersuchung der ersten und zweiten wesentlichen Fragestellung führte zu dem Ergebnis, dass Männer eher dazu neigen algorithmische Funktionen zu nutzen als Frauen. Sie nutzen die Funktionen hauptsächlich aufgrund der unkomplizierten und zeitsparenden Eigenschaften.

Bei der Betrachtung verschiedener Altersgruppen zeigte die Untersuchung verschiedene Ergebnisse. Bei der allgemeinen Untersuchung der Alterskategorien konnte festgestellt werden, dass die Über-30-Jährigen häufiger Empfehlungssysteme nutzen. Bei der Betrachtung von Personen, welche sich in einer engen Filterblase befinden, ist diese Altersgruppe jedoch kaum vertreten. Zusammenfassend kann man daraus schließen, dass die Über-30-Jährigen vermehrt zu einer Filterblase neigen, diese bei ihnen jedoch keine sehr enge Ausprägung annimmt.

Personen mit einer stärker ausgeprägten Filterblase finden, dass die algorithmischen Funktionen im Fokus ihres jeweiligen Anbieters stehen. Während der Untersuchung der ersten Fragestellung konnte belegt werden, dass bei Deezer und Spotify dieses Empfinden stärker ist als bei den restlichen Anbietern.

Durch die Untersuchung der Hörertypologien konnte festgestellt werden, dass die verschiedenen Typen Empfehlungssysteme unterschiedlich stark nutzen.

Bezüglich der musikalischen Vorkenntnisse der Teilnehmer konnte belegt werden, dass Experten häufiger nicht-algorithmische Funktionen nutzen als der Durchschnittshörer aber auch vermehrt die algorithmischen Funktionen. Jedoch konnte nachgewiesen werden, dass Teilnehmer die ein Instrument beherrschen, sich seltener in einer engen Filterblase befinden.

Die Rezeption der Musik auf bewusste, beziehungsweise unbewusste Weise nimmt kaum Einfluss auf die Nutzungshäufigkeit, auch wenn bewusste Hörer eher algorithmische Funktionen nutzen. Die Rezeptionsart beeinflusst jedoch in jedem Fall die Auswahl der Funktionen. Bewusste Rezipienten nutzen sowohl bei den algorithmischen als auch bei den nicht-algorithmischen Funktionen, diejenigen die ein aktiveres Einbringen voraussetzen. Dies ist das wichtigste Fazit der Untersuchung und ist ebenfalls bei der Betrachtung der Lean-Back- und Lean-Forward-Hörer festzustellen. Personen, die sich lieber aktiv in die Musikauswahl einbringen, sind nicht so anfällig für eine enge Filterblase. Personen hingegen, die Musik nicht gerne selbstständig auswählen, nutzen häufiger algorithmische Funktionen.

Insgesamt werden nicht-algorithmische Features jedoch von allen Nutzern häufiger genutzt als algorithmische Funktionen, insbesondere selbsterstellte Playlists, welche

die beliebteste Funktion der Befragten ist. Personen, welche Musik weniger häufig durch eigenständiges Suchen finden, bevorzugen sowohl bei den algorithmischen als auch bei den nicht-algorithmischen Features diejenigen, bei deren Nutzung möglichst wenig Eigenaufwand stattfinden muss, wie zum Beispiel bei kuratierten oder algorithmischen Playlists. Zudem hören diese Teilnehmer eher genrespezifische Musik und Charts. Befragte, welche gerne aktiv in die Musikauswahl eingreifen, präferieren hingegen vermehrt den Musikkonsum über Alben oder „Entdecken“.

- **Reflexion der Erhebung**

Als Resümee der Untersuchung sei an dieser Stelle angemerkt, dass die Ergebnisse der Online-Befragung aufgrund der verhältnismäßig kleinen Stichprobe nicht repräsentativ sind. Die Schlussfolgerungen lassen also keine Rückschlüsse auf die Grundgesamtheit aller deutschen Musik-Streaming-Nutzer zu. Zudem konnten nicht alle gewünschten Merkmale und Faktoren aufgrund von technischen Grenzen und der Berücksichtigung des Umfangs dieser Arbeit ausgewertet werden. Die Ergebnisse der Erhebung im Zusammenhang mit den Untersuchungsergebnissen der Literaturrecherche geben jedoch die Möglichkeit eine allgemeine Aussage über den Einfluss von Filterblasen auf die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten innerhalb Deutschlands zu treffen.

## **4. Der Einfluss von Filterblasen auf die Musikknutzung von Musik-Streaming-Diensten aus theoretischer und empirischer Sicht**

Hinsichtlich der Beantwortung der Forschungsfrage ist eine wesentliche Erkenntnis, dass der Nutzer einen Einfluss darauf hat, welche Ausprägung die Filterblase annimmt. Dementsprechend kann daraus gefolgert werden, dass nicht jeder Nutzer von Musik-Streaming-Diensten gleich stark für eine Filterblase anfällig ist. Um diese Aussage zu überprüfen wurden sowohl theoretisch als auch empirisch verschiedene Nutzerarten untersucht.

Experten, welche über musikalische Vorkenntnisse verfügen, sollten aus theoretischer Sicht aufgrund der erhöhten Aufmerksamkeitszuwendung weniger stark für eine ausgeprägte Filterblase anfällig sein, als die Durchschnittshörer. Bei der empirischen Untersuchung wurden die Experten anhand von zwei Merkmalen definiert: Der Beherrschung eines Instruments und dem erhöhten Musikkonsum. Die Ergebnisse zeigten, dass Experten entgegen der Theorie algorithmische Funktionen häufiger nutzen, als die Durchschnittshörer. Betrachtet man die Merkmale jedoch einzeln, kann man feststellen, dass dieses Ergebnis mit der Nutzungsdauer von Musik-Streaming-Diensten

zusammenhängt. Konsumenten, welche täglich über drei Stunden Musik über Streaming-Anbieter rezipieren, machen häufiger von den Empfehlungssystemen Gebrauch.

Bei der Beherrschung eines Instrumentes hingegen kann die Theorie bestätigt werden: Menschen, die ein Instrument spielen können und somit über musikalische Vorkenntnisse verfügen, sind weniger anfällig für eine enge Ausprägung der Filterblase.

Die Hörertypologie, welche die Ausprägung einer Filterblase am meisten beeinflusst, ist die Unterteilung der Nutzer in Lean-Back- und Lean-Forward-Hörer.

Diese unterscheiden sich vor allem durch den Grad des aktiven Einbringens in die Musikauswahl. Es konnte empirisch belegt werden, dass Lean-Back-Hörer wesentlich häufiger algorithmische Funktionen nutzen als Lean-Forward-Hörer und sich damit in einer stärker ausgeprägten Filterblase befinden. Dies steht ebenfalls im Zusammenhang mit der sonstigen Nutzung der Musik-Streaming-Dienste.

Lean-Back-Hörer hören häufiger Charts, kuratierte Playlists und nach Genre gefilterte Musik, welches als typisches Verhaltensmuster für Personen in einer engen Filterblase identifiziert werden konnte. Des Weiteren finden Lean-Back-Hörer neue Musik nur sehr selten durch eigenständiges Suchen und empfinden die Empfehlungssysteme als sehr zeitsparend und unkompliziert. Jedoch kommt nicht einmal jeder zweite der Lean-Back-Hörer durch die Nutzung von Empfehlungssystemen mit neuen Genres in Kontakt. Dies ist, wie die theoretische Recherche zeigte, eine Auswirkung der Filterblase, da die Nutzer nur Genres gezeigt bekommen, welche sie bereits kennen. Daraus können langfristige Folgen entstehen, sollte sich der Nutzer in einen Kreislauf begeben, in dem die Ausprägung der Filterblase immer enger werden kann.

Die Unterteilung der Nutzer in Lean-Back- und Lean-Forward-Hörer kann man ebenfalls auf andere Kategorisierungen übertragen. So fallen Hörer, die Musik vermehrt unbewusst hören in die Lean-Back-Kategorie, in der die Musikauswahl passiv stattfindet. Bei der unbewussten Rezeption konnte festgestellt werden, dass Funktionen bevorzugt werden, welche kein aktives Einbringen erfordern und dieser Hörertypus selten mit neuen Genres in Kontakt kommt. Ebenfalls fallen die Über-30-Jährigen in die Lean-Back-Kategorie, vermehrt auf die algorithmischen Funktionen als Unterstützung zurückgreifen. Ein Grund für dieses Verhalten kann die Technikaffinität sein, welche bei jüngeren Personen durch die frühere Integration in den Alltag stärker gegeben ist. Da die Über-30-Jährigen Musik-Streaming-Dienste jedoch insgesamt seltener nutzen als die jüngeren Personen, ist die Filterblase bei ihnen nicht sehr stark ausgeprägt.

Wie häufig die Nutzer algorithmische Funktionen nutzen und somit eine engere Ausprägung der Filterblase fördern, hängt zudem wesentlich mit dem Fokus des jeweiligen Anbieters zusammen. Es konnte in der Auswertung nicht bestätigt werden, dass die Nutzer von Spotify und Deezer häufiger Empfehlungssysteme nutzen, als Nutzer der anderen Dienste. Jedoch nutzen Hörer algorithmische Funktionen vermehrt, wenn sie das Gefühl haben, dass die Streaming-Dienste die algorithmischen Features in den Fokus stellen.



Die Sichtung der Literatur bezüglich Filterblasen zeigte, dass die Nutzer keine Wahl haben, ob sie sich in eine Filterblase begeben. Bei der Nutzung von Musik-Streaming-Diensten kann der Nutzer jedoch entscheiden, ob er Empfehlungssysteme nutzt oder nicht. Theoretisch könnte ein Nutzer auch ausschließlich direkt nach spezifischen Künstlern oder einzelnen Alben suchen ohne dabei von Algorithmen beeinflusst zu werden.

Die Auswertung der Online-Umfrage zeigt, dass fast ein Drittel der Befragten „nie“ algorithmische Funktionen von Musik-Streaming-Diensten nutzen, während nur 5% angeben, diese Features „immer“ zu gebrauchen. Diese Tendenz spricht im Allgemeinen gegen einen starken Einfluss von Filterblasen auf Nutzung von Musik-Streaming-Diensten. Hinzu kommt, dass entgegen der theoretischen Prognose einer wachsenden Anzahl an Lean-Back-Hörern, der Anteil der Befragten, welche in diese Kategorie fallen, wesentlich geringer ausfällt, als die Anzahl der Lean-Forward-Hörer. Insgesamt konnte nur bei 11,5% der Teilnehmer (29 von 253 Personen) eine engere Filterblase nachgewiesen werden.

## **5. Fazit**

Zusammenfassend bedeuten die Ergebnisse dieser Arbeit hinsichtlich der Beantwortung der Forschungsfrage „Inwieweit beeinflussen Filterblasen die Nutzung von Musik-Streaming-Diensten innerhalb Deutschlands?“, dass Filterblasen nur einen geringen Einfluss auf die Nutzung nehmen.

Die Untersuchungen im Zusammenhang mit unterschiedlichen Nutzertypen zeigten, dass nicht die Filterblase das Nutzerverhalten, sondern das Verhalten des Nutzers die Ausprägung seiner Filterblase beeinflusst.

Typische Verhaltensmerkmale, die eine enge Ausprägung der Filterblase begünstigen, sind fehlende musikalische Vorkenntnisse sowie die niedrige Bereitschaft eine selbstständige Musikauswahl zu treffen. Zudem werden Filterblasen durch die Fokussierung der Musik-Streaming-Anbieter auf algorithmische Funktionen unterstützt und je häufiger Nutzer diese Dienste zur Musikrezeption nutzen, desto ausgeprägter wird die Filterblase.

Diese Arbeit zeigt außerdem, dass Filterblasen die Nutzer in einen Kreislauf drängen, in dem die musikalische Vielfalt immer weiter abnimmt. Eine Auswirkung der Filterblase ist folglich, dass diese Nutzer nur noch selten mit für sie neuen Genres in Kontakt kommen, was sich ebenfalls auf die nicht-algorithmische Nutzung von Musik-Streaming-Diensten auswirkt. Nutzer in einer Filterblase tendieren dazu, von ihnen unabhängig und genrespezifische Musik zu konsumieren.

Doch zu diesen Konsumenten gehört nur ein kleiner Prozentteil der deutschen Musik-Streaming-Nutzer. Die Empfehlungssysteme der Anbieter, durch welche eine stärkere Ausprägung einer Filterblase zustande kommt, werden nur selten von den Hörern genutzt. Die Musikauswahl erfolgt wesentlich häufiger durch eigenständiges Suchen von Musiktiteln, wodurch die Nutzer kaum durch eine Filterblase beeinflusst werden können. Diese Beeinflussung der Nutzung von Musik-Streaming-Diensten durch Filterblasen würde zunehmen, wenn das Nutzerverhalten sich dahingehend verändert, dass die Bequemlichkeit bei der Musikauswahl steigt und dadurch mehr algorithmische Features zur Unterstützung benötigt werden würden.

## Literaturverzeichnis

**Ahrendt, Pierre** (2016). Genauigkeit oder Vielfalt. Eine empirische Analyse anhand eines Musik Empfehlungssystems [PDF]. In [http://www.inf.fu-berlin.de/users/harasic/thesis\\_Ahrendt.pdf](http://www.inf.fu-berlin.de/users/harasic/thesis_Ahrendt.pdf), eingesehen am 09.01.2018.

**Amazon** (o.D.a). Amazon Music. Musik-Streaming ganz einfach. In [https://www.amazon.de/gp/dmusic/promotions/AmazonMusicUnlimited/ref=sv\\_dmusic\\_0](https://www.amazon.de/gp/dmusic/promotions/AmazonMusicUnlimited/ref=sv_dmusic_0), eingesehen am 10.01.2018.

**Amazon** (o.D.b). Über Amazon Prime für Kunden in Deutschland und Österreich. In <https://www.amazon.de/gp/help/customer/display.html?nodeId=201061460>, eingesehen am 10.01.2018.

**Anderson, Chris** (2009). Free: The future of a radical price. London: Random House Business Books.

**Apple Inc.** (2018). Apple Music. In <https://www.apple.com/de/apple-music/>, eingesehen am 10.01.2018.

**Asay, Matt** (2014). Shirky: Problem is filter failure, not info overload. In <https://www.cnet.com/news/shirky-problem-is-filter-failure-not-info-overload/>, eingesehen am 05.02.2018.

**Ballein, Maurice** (2017a). Amazon Music Unlimited im Test: Echte Konkurrenz für Spotify und Co.? Die Musik-Streaming-Offensive des Versandhändlers [Online-Artikel]. In <https://www.netzwelt.de/amazon-music-unlimited/testbericht.html>, eingesehen am 10.01.2018.

**Ballein, Maurice** (2017b). Google Play Music im Test: Musik-Streaming-Dienst mit kostenloser Cloud-Festplatte. In <https://www.netzwelt.de/google-play-music/testbericht.html>, eingesehen am 10.01.2018.

**Bitkom e.V.** (2016). Zukunft der Consumer Technology - 2016 [PDF]. In <https://www.bitkom.org/noindex/Publicationen/2016/Leitfaden/CT-Studie/160831-CT-Studie-2016-online.pdf> eingesehen am 09.11.2017.

**Bitkom e.V.** (2017). Zukunft der Consumer Technology - 2017 [PDF]. In [https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/de/Documents/technology-media-telecommunications/Deloitte\\_Consumer%20Technologies%20Studie\\_2017.pdf](https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/de/Documents/technology-media-telecommunications/Deloitte_Consumer%20Technologies%20Studie_2017.pdf), eingesehen am 02.01.2018.

**Böhringer, Gislinda Beatrix** (2013). Musikempfehlungsdienstleitungen im Internet. Klassifikation anhand einer hierarchischen linearen Diskriminanzanalyse mit naive Bayes Klassifikator [PDF]. In [https://www.ak.tu-berlin.de/fileadmin/a0135/Masterarbeiten/Masterarbeit\\_Boehring.pdf](https://www.ak.tu-berlin.de/fileadmin/a0135/Masterarbeiten/Masterarbeit_Boehring.pdf), eingesehen am 09.11.2017.

**Brosius, Hans-Bernd; Haas, Alexander & Koschel, Friederike** (2016). Methoden der empirischen Kommunikationsforschung. Eine Einführung (7.Aufl.). Wiesbaden: Springer VS.

**Bundesverband Musikindustrie e.V.** (2017). Musikindustrie 2016 in Zahlen [PDF]. In [http://www.musikindustrie.de/fileadmin/bvmi/upload/02\\_Markt-Bestseller/MiZ-Grafiken/2016/bvmi-2016-musikindustrie-in-zahlen-jahrbuch-ePaper\\_final.pdf](http://www.musikindustrie.de/fileadmin/bvmi/upload/02_Markt-Bestseller/MiZ-Grafiken/2016/bvmi-2016-musikindustrie-in-zahlen-jahrbuch-ePaper_final.pdf), eingesehen am 09.11.2017.

**Cengiz, Tayyar** (2013). Sozioemotionale Dimension der Onlinebefragung. Hamburg: Imprint der Diplomica Verlag.

**Deezer** (o.D.a). Über uns. In <https://www.deezer.com/de/company>, eingesehen am 10.01.2018.

**Deezer** (o.D.b). Angebote. In <https://www.deezer.com/de/offers>, eingesehen am 10.01.2018.

**Deezer** (o.D.c). Funktionen. In <https://www.deezer.com/de/features>, eingesehen am 10.01.2018.

**Dörr, Jonathan; Wagner, Thomas; Benlian, Alexander; Hess, Thomas** (2013): Music as a Service: Eine Alternative für Musikpiraten? Eine empirische Untersuchung zur Nutzungsintention von Streaming-Services für Musik. Wirtschaftsinformatik, 2013 (6).

**Fröhlich, Christoph** (2012). Spotify startet in Deutschland. Musik-Flatrate mit Facebook-Zwang [Online-Artikel]. In <https://www.stern.de/digital/online/spotify-startet-in-deutschland-musik-flatrate-mit-facebook-zwang-3558590.html>, eingesehen am 02.01.2018.

**Gassmann, Michael** (2015). Die „Kampfmaschine“ pflügt deutschen Markt um [Online-Artikel]. In <https://www.welt.de/wirtschaft/article144068894/Die-Kampfmaschine-pfluegt-deutschen-Markt-um.html>., eingesehen am 10.01.2018.

**GEMA** (o.D). Informationen zu den Webradiolizenzen. In <https://online.gema.de/lipo/produkte/webradio/index.hsp>, eingesehen am 26.11.2017.

**Gilbert, J.** (2015). Die Musikindustrie im digitalen Wandel: Akteure, Formate und Geschäftsmodelle verändern das Musikbusiness. Hamburg: disserta Verlag.

**Google Play Music** (o.D.). Deine Vorteile. In <https://play.google.com/music/listen?autouser&u=0#/sulp>, eingesehen am 10.01.2018.

**Herrfurth, Konrad** (2013). Im Netz spielt die Musik. Rezeptionsstudie zu Einfluss und Wirkung cloudbasierter On-Demand-Streaming-Dienste auf das altersspezifische Musiknutzungsverhalten. In [http://www.vfm-online.de/weblog/wp-content/uploads/2014/01/info7\\_2013-2\\_sw\\_s55-60.pdf](http://www.vfm-online.de/weblog/wp-content/uploads/2014/01/info7_2013-2_sw_s55-60.pdf), eingesehen am 26.11.2017.

**Hofte-Frankhauser, Katrin ter & Wälty, Hans F.** (2011). Marktforschung. Grundlagen mit zahlreichen Beispielen, Repetitionsfragen mit Antworten und Glossar (3. Aufl.). Zürich: Compendio.

**Kaczmarek, Joel** (2010). Simfy erhält Holtzbrinck-Finanzierung und übernimmt Steereo [Online-Artikel]. In <https://www.gruenderszene.de/news/simfy-steereo-holtzbrinck-digital-finanzierung>, eingesehen am 02.01.2018.

**Kimpflinger, Andrea; Klein, Julian-Frederic; Schulz, Sibylle** (2014). Potentiale von On-Demand-Musik-Streaming [PDF]. In [http://publikationen2.hs-neu-ulm.de/HNU\\_WP31\\_Kimpflinger\\_ODM-Streaming.pdf](http://publikationen2.hs-neu-ulm.de/HNU_WP31_Kimpflinger_ODM-Streaming.pdf), eingesehen am 02.01.2018.

**Klahold, André** (2009). Empfehlungssysteme. Recommender Systems - Grundlage, Konzept und Lösungen (1. Aufl.). Wiesbaden: Vieweg+Teuber | GWV Fachverlage.

**Kremp, Matthias** (2015). Apples Streamingdienst verschlägt der Konkurrenz die Sprache [Online-Artikel]. In <http://www.spiegel.de/netzwelt/gadgets/apple-music-streaming-dienst-soll-zehn-dollar-im-monat-kosten-a-1037746.html>, eingesehen am 10.01.2018.

**Lehmann, Andreas C.** (1993). Habituslle und situative Rezeptionsweisen beim Musikhören oder: Versuchen wir, immer gleich zu hören! In Schulten, Maria Luise (Hrsg.). Musikvermittlung als Beruf: [Tagung des Arbeitskreises Musikpädagogische Forschung 1992 in Nienborg-Heek 5. bis 7. Oktober 1992]. Essen: Verl. Die Blaue Eule. S. 78-92.

**Madathil, Mithun** (2017). Music Recommendation System Spotify - Collaborative Filtering [PDF]. In <http://hpac.rwth-aachen.de/teaching/sem-mus-17/Reports/Madathil.pdf>, eingesehen am 09.01.2018.

**Mahnke, Martina** (2015). Der Algorithmus, bei dem mit muss? Ein Perspektivenwechsel. *Communicatio Socialis*, 48 (1). S. 34-45.

**Max-Planck-Gesellschaft** (2015). Trend zum musikalischen Allesfresser. Musikgeschmack ändert sich und verliert die soziale Zuordnung [Online Artikel]. In <https://www.mpg.de/9401306/musikgeschmack>, eingesehen am 10.01.2018.

**Orrell-Jones, Duncan** (2016). As on-demand streaming loses its novelty, music needs personality [Online Artikel]. In <http://www.hypebot.com/hypebot/2016/06/as-on-demand-streaming-loses-its-novelty-music-needs-personality-.html>, eingesehen am 07.01.2018.

**Pariser, Eli** (2012). Filter Bubble. Wie wir im Internet entmündigt werden. München: Hanser Verlag.

**QuestionPro Online-Umfrageplattform** (2018). Surveys & Analysis. In <https://www.questionpro.com/de/online-umfrage-mobile-befragung.html>, eingesehen am 21.01.2018

**Rauhe, Hermann; Reinecke, Hans-Peter & Ribke, Wilfried** (1975). Hören und Verstehen: Theorie und Praxis handlungsorientierten Musikunterrichts. München: Kösel-Verlag.

**Raukamp, Thomas** (2015). Das Spotify-Buch (1.Aufl.). Köln [u.a.]: O'Reilly.

**Räht, Georg** (2011). Derer kommt Spotify in Deutschland zuvor und greift Simfy an [Online-Artikel]. In <https://www.gruenderszene.de/interviews/deezer-spotify-rara-simfy-axel-dauchez>, eingesehen am 10.01.2018.

**Resnikoff, Paul** (2014). People Just Aren't That Into Music, Study Finds...[Online Artikel]. In <https://www.digitalmusicnews.com/2014/03/03/peopleintomusic/>, eingesehen am 07.01.2018.

**Rosenberg, Jamie** (2012). Introducing Google Play: All your entertainment, anywhere you go. In <https://googleblog.blogspot.de/2012/03/introducing-google-play-all-your.html>, eingesehen am 10.01.2018.

**Schmidt, Sebastian** (2016). Streaming-Dienste im Internet. Eine Untersuchung der Verbraucherzentrale Rheinland-Pfalz im Rahmen des Projekts Marktwächter Digitale Welt für mehr Transparenz und Orientierung [PDF]. In <https://www.google.de/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&ved=0ahUKEwjfs-Nqw497YAhWqxaYKHR2QDPcQFggNMAA&url=https%3A%2F%2Fssl.marktwaechter.de%2Ffiles%2Fmarktwachter-untersuchung-streamingdienste-im-internet-0%2F-download%3Ftoken%3DD0KQxJwG&usg=AOvVaw3MYskNiGwnJ2NzqePEQWJz>, eingesehen am 09.11.2017.

**Schramm, Holger** (2004). Musikrezeption und Radionutzung. In Bente, Gary; Mangold, Roland & Vorderer, Peter (Hrsg.). Lehrbuch der Medienpsychologie. Göttingen [u.a.]: Hogrefe-Verlag.

**Schramm, Holger** (2008). Rezeption und Wirkung von Musik in den Medien. In Scherer, Helmut & Weinacht, Stefan (Hrsg.). Wissenschaftliche Perspektiven auf Musik und Medien (1.Auflage). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften | GWV Fachverlage GmbH. S.135-153.

**Spotify for Brands** (2017). Media Kit. Deutschland 2017 [PDF]. In [http://downloads.contentful.com/ziwa9xqm84y1/2XAAofmPPOEi00c6SuseAE/2c2e73e-ab758ee70b10b5190efc48349/Spotify\\_for\\_Brands\\_Media\\_Kit\\_DE.pdf](http://downloads.contentful.com/ziwa9xqm84y1/2XAAofmPPOEi00c6SuseAE/2c2e73e-ab758ee70b10b5190efc48349/Spotify_for_Brands_Media_Kit_DE.pdf), eingesehen am 10.01.2018.

**TECHBOOK** (2017a). Das ist der beliebteste Streaming-Dienst für Musik[Online-Artikel]. In <https://www.techbook.de/entertainment/streaming/musik-streaming-beliebtester-spotify-apple-amazon>, am 09.11.2017.

**TECHBOOK** (2017b). Welcher Streaming-Dienst bietet am meisten fürs Geld? In <https://www.techbook.de/entertainment/welcher-streaming-dienst-bietet-am-meisten-fuers-geld> , eingesehen am 10.01.2018

**Thies, Ben** (2017). Mythos Filterblase. In Novy, Leonard; Kappes, Christoph & Krone, Jan (Hrsg.). Medienwandel kompakt 2014-2016. Netzveröffentlichungen zu Medienökonomie, Medienpolitik & Journalismus. Wiesbaden:Springer VS. S. 101-104.

**Zollenkopp, Michael** (2006). Geschäftsmodellinnovation (1. Auflage). Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag | GWV Fachverlage GmbH.

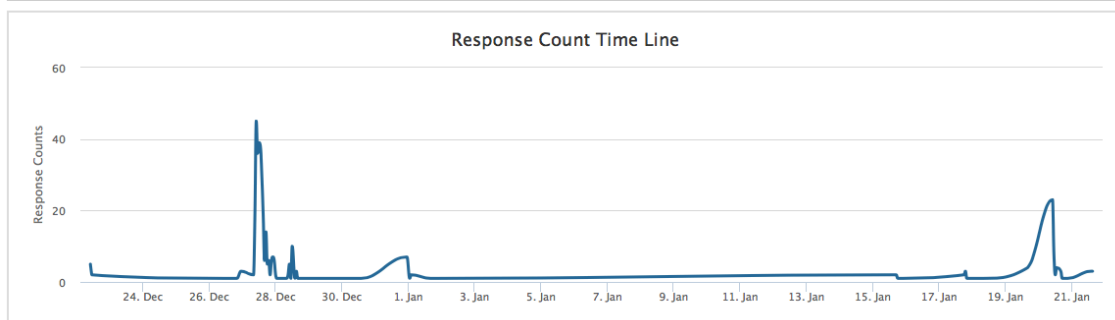


# Anhang 1

## Automatische Auswertung der Online-Befragung durch die Software QuestionPro

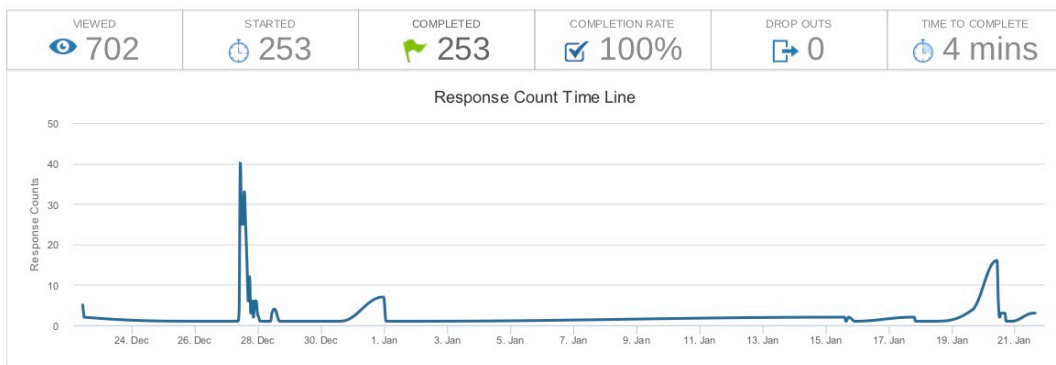
- Abschlussquote und Erhebungszeitraum aller Teilnehmer:

GEÖFFNET 👁️ 702	GESTARTET 🕒 407	ABGESCHLOSSEN 🚩 284	ABSCHLUSSQUOTE ✅ 69.78%	ABBRECHER ➡️ 123	AUSFÜLLZEIT 🕒 2 min
--------------------	--------------------	------------------------	----------------------------	---------------------	------------------------



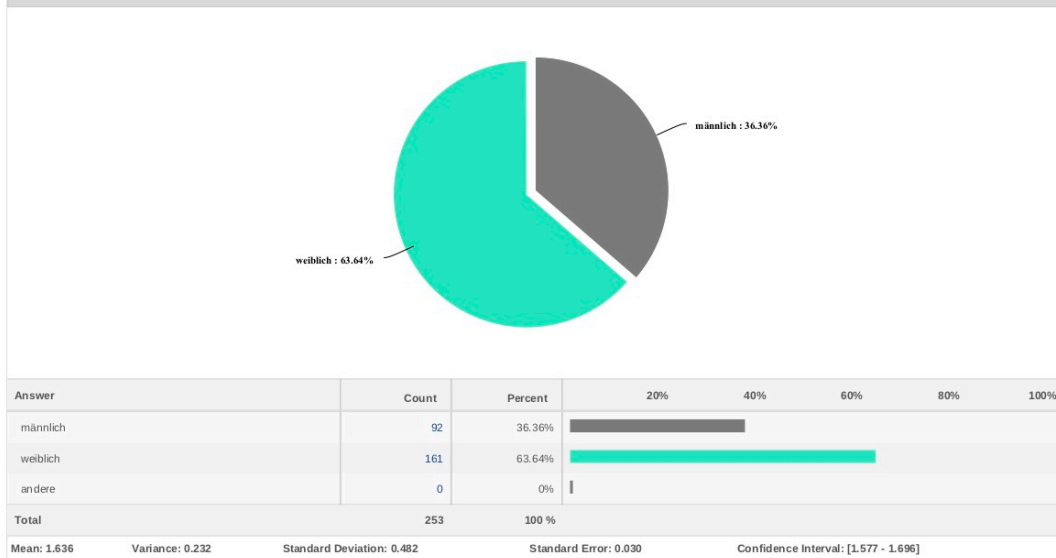
- **Auswertung der Ergebnisse der Stichprobe (253 Teilnehmer), welche durch folgende Filter definiert ist:**
  2. Umfrage vollständig ausgefüllt,
  3. Frage 5 nicht mit „Ich nutze keine Musik-Streaming-Dienste“ beantwortet.

### Nutzung von Musik-Streaming-Portalen

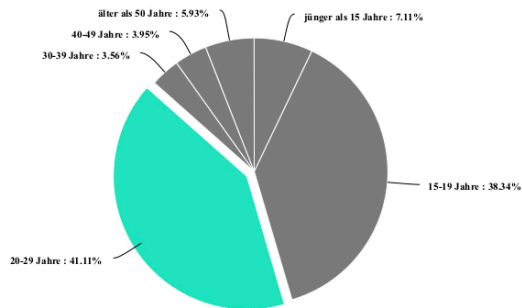


Liebe Teilnehmerin, lieber Teilnehmer, vielen Dank, dass Sie sich 2-3 Minuten Zeit nehmen, um an dieser Umfrage zur Nutzung von Musik-Streaming-Portalen teilzunehmen! Diese Umfrage ist anonym und alle Antworten werden selbstverständlich vertraulich behandelt und nur für wissenschaftliche Zwecke verwendet. Bei Fragen oder Anmerkungen können Sie sich gerne an [jana.berberich@mhm.de](mailto:jana.berberich@mhm.de) wenden!

Frage 1: Welches Geschlecht haben Sie?



Frage 2: Wählen Sie hier bitte Ihr Alter aus:



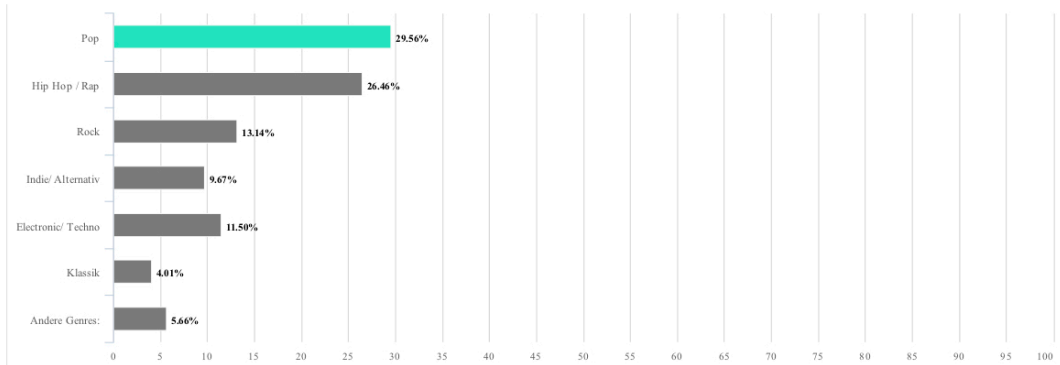
Answer	Count	Percent	20%	40%	60%	80%	100%
jünger als 15 Jahre	18	7.11%					
15-19 Jahre	97	38.34%					
20-29 Jahre	104	41.11%					
30-39 Jahre	9	3.56%					
40-49 Jahre	10	3.95%					
älter als 50 Jahre	15	5.93%					
<b>Total</b>	<b>253</b>	<b>100 %</b>					
Mean: 2.767		Variance: 1.346	Standard Deviation: 1.160		Standard Error: 0.073		Confidence Interval: [2.624 - 2.910]

Frage 3: Beherrschen Sie ein Instrument?



Answer	Count	Percent	20%	40%	60%	80%	100%
Ja	117	46.25%					
Nein	136	53.75%					
<b>Total</b>	<b>253</b>	<b>100 %</b>					
Mean: 1.538		Variance: 0.250	Standard Deviation: 0.500		Standard Error: 0.031		Confidence Interval: [1.476 - 1.599]

Frage 4: Welche Musik-Genres hören Sie am häufigsten? (Mehrfachauswahl)



Answer	Count	Percent	20%	40%	60%	80%	100%
Pop	162	29.56%					
Hip Hop / Rap	145	26.46%					
Rock	72	13.14%					
Indie/ Alternativ	53	9.67%					
Electronic/ Techno	63	11.5%					
Klassik	22	4.01%					
Andere Genres:	31	5.66%					
<b>Total</b>	<b>548</b>	<b>100 %</b>					

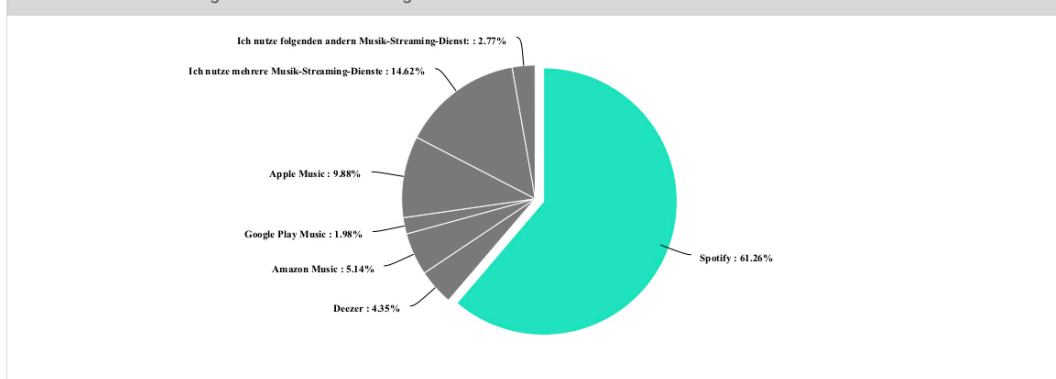
Mean: 2.818      Variance: 3.243      Standard Deviation: 1.801      Standard Error: 0.077      Confidence Interval: [2.667 - 2.968]

Welche Musik-Genres hören Sie am häufigsten? (Mehrfachauswahl) - Text Data for Andere Genres:

01/20/2018	1603892553	Metal
01/20/2018	1603891159	Metal
12/31/2017	1603823812	Deep house
12/31/2017	1603823798	RnB
12/30/2017	1603817191	Future House
12/28/2017	1603802294	20+ weitere
12/27/2017	1603801006	Hoa
12/27/2017	1603800985	Country
12/27/2017	1603800623	Country
12/27/2017	1603800451	Reggeton
12/27/2017	1603799599	Ballermann
12/27/2017	1603798616	RnB
12/27/2017	1603798327	House, RnB
12/27/2017	1603798314	Jazz
12/27/2017	1603798074	Metal
12/27/2017	1603797413	Kpop-Hip-/Hop-/rap
12/27/2017	1603797281	RnB
12/27/2017	1603796986	Schlager
12/27/2017	1603796386	Jazz
12/27/2017	1603796256	Trap, Dubstep
12/27/2017	1603796084	Reggae
12/27/2017	1603796065	Metal
12/27/2017	1603795966	Punkrock

12/27/2017	1603795899	Jazz
12/27/2017	1603795707	Ammirap
12/27/2017	1603795253	Jazz
12/27/2017	1603795183	Punk rock
12/27/2017	1603794930	Remix
12/27/2017	1603794680	Trap
12/27/2017	1603794203	Schlager
12/27/2017	1603793983	Jazz

Frage 5: Nutzen Sie einen der folgenden Musik-Streaming-Dienste?



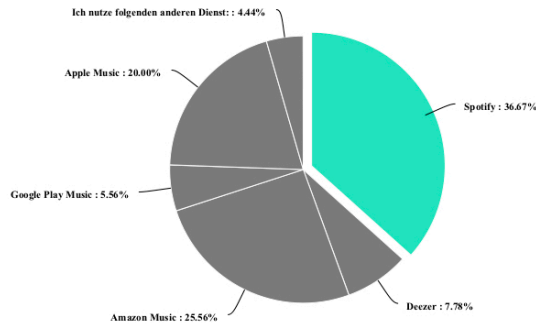
Answer	Count	Percent	20%	40%	60%	80%	100%
Spotify	155	61.26%	[Progress bar]				
Deezer	11	4.35%	[Progress bar]				
Amazon Music	13	5.14%	[Progress bar]				
Google Play Music	5	1.98%	[Progress bar]				
Apple Music	25	9.88%	[Progress bar]				
Ich nutze mehrere Musik-Streaming-Dienste	37	14.62%	[Progress bar]				
Ich nutze keine Musik-Streaming-Dienste	0	0%	[Progress bar]				
Ich nutze folgenden andern Musik-Streaming-Dienst:	7	2.77%	[Progress bar]				
<b>Total</b>	<b>253</b>	<b>100 %</b>					

Mean: 2.526 Variance: 4.711 Standard Deviation: 2.170 Standard Error: 0.136 Confidence Interval: [2.258 - 2.793]

Nutzen Sie einen der folgenden Musik-Streaming-Dienste? - Text Data for Ich nutze folgenden andern Musik-Streaming-Dienst:

12/31/2017	1603823819	Soundcloud
12/28/2017	1603802540	Tidal
12/27/2017	1603799841	iTube
12/27/2017	1603797239	Napster
12/27/2017	1603796533	SoundCloud
12/27/2017	1603796529	Napster
12/27/2017	1603794168	Snaptube

Frage 5a: Welche dieser Musik-Streaming-Dienste nutzen Sie? (Mehrfachauswahl)



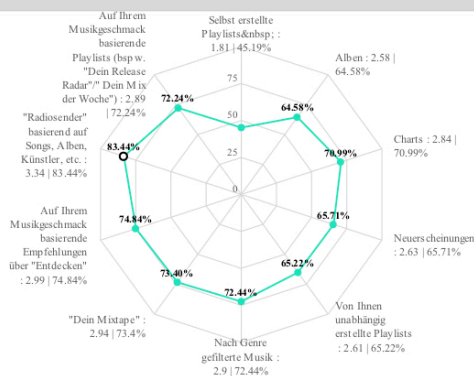
Answer	Count	Percent	20%	40%	60%	80%	100%
Spotify	33	36.67%					
Deezer	7	7.78%					
Amazon Music	23	25.56%					
Google Play Music	5	5.56%					
Apple Music	18	20%					
Ich nutze folgenden anderen Dienst:	4	4.44%					
<b>Total</b>	<b>90</b>	<b>100 %</b>					

Mean: 2.778 Variance: 2.782 Standard Deviation: 1.668 Standard Error: 0.176 Confidence Interval: [2.433 - 3.122]

Welche dieser Musik-Streaming-Dienste nutzen Sie? (Mehrfachauswahl) - Text Data for Ich nutze folgenden anderen Dienst:

12/27/2017	1603796865	Soundcloud
12/27/2017	1603796713	Viva
12/27/2017	1603796256	Yt, soundcloud
12/27/2017	1603795707	Youtube Playlist, Dircord MusikBot,

Frage 6a: Wie häufig hören Sie bei Spotify :



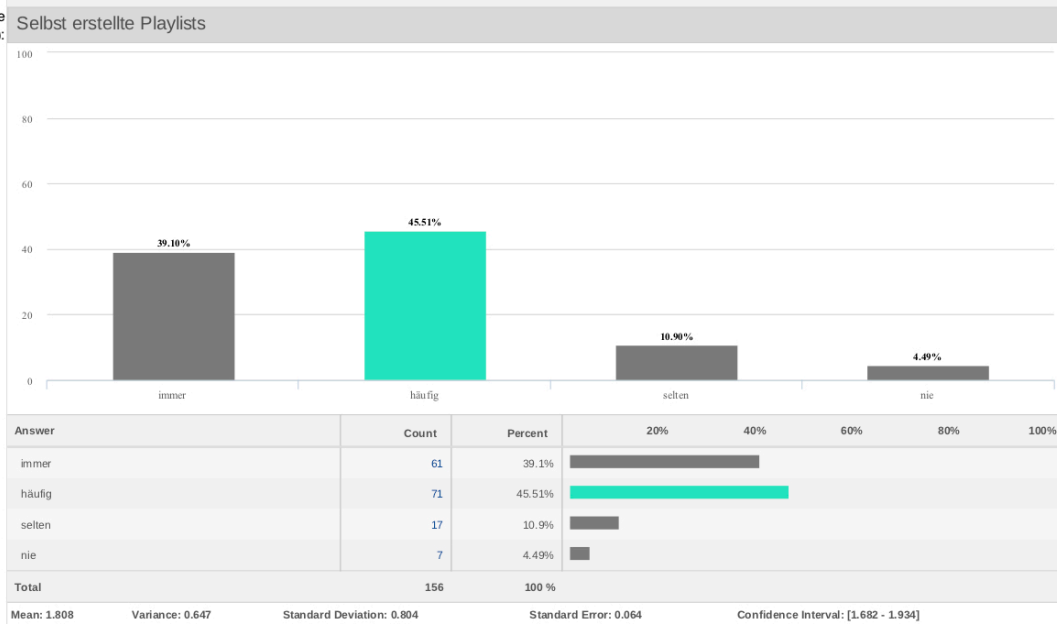
Question	Count	Score	immer	häufig	selten	nie
Selbst erstellte Playlists	156	1.81				
Alben	156	2.58				
Charts	156	2.84				
Neuerscheinungen	156	2.63				
Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists	156	2.61				

Nutzung von Musik-Streaming-Portalen

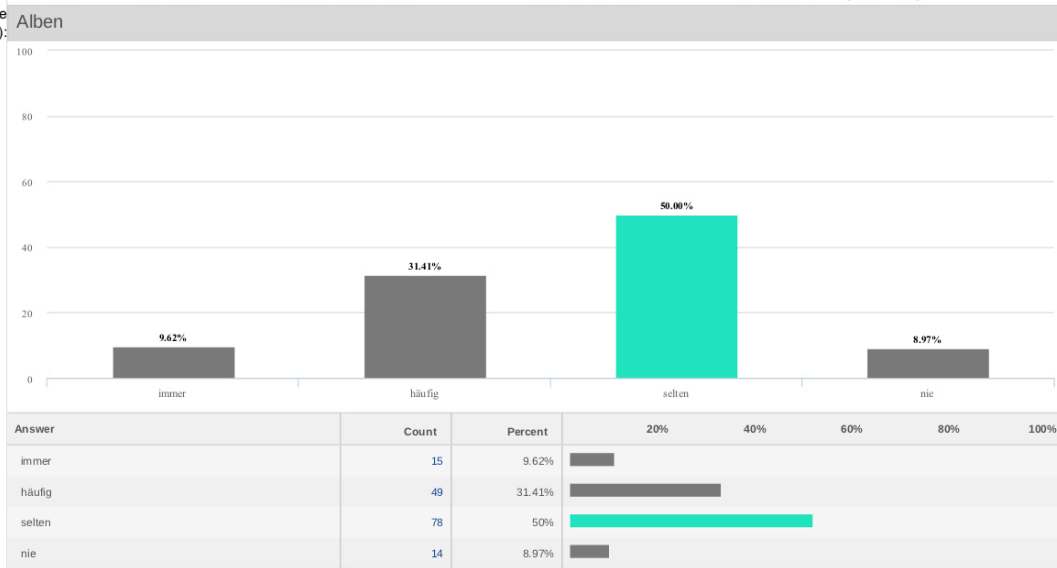


Nach Genre gefilterte Musik	156	2.9	
"Dein Mixtape"	156	2.94	
Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Empfehlungen über "Entdecken"	156	2.99	
"Radiosender" basierend auf Songs, Alben, Künstler, etc.	154	3.34	
Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Playlists (bspw. "Dein Release Radar"/"Dein Mix der Woche")	154	2.89	
<b>Average</b>		<b>2.75</b>	

Frage 6a(1):



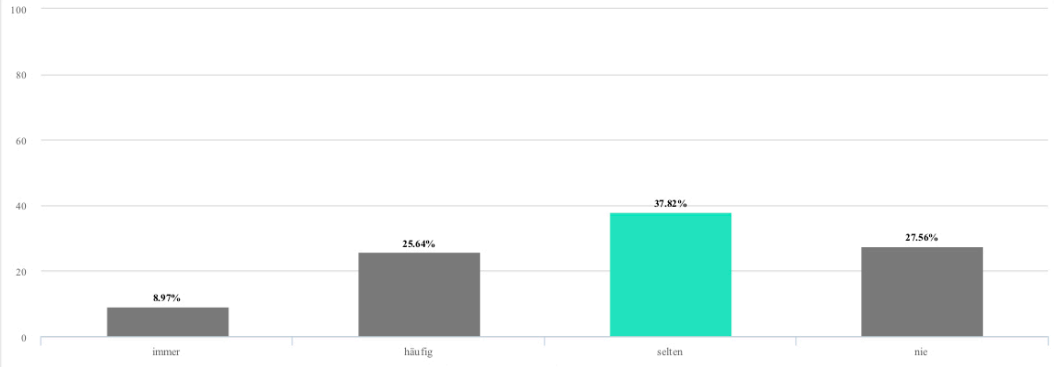
Frage 6a(2):



Total	156	100 %
Mean: 2.583	Variance: 0.619	Standard Deviation: 0.787
Standard Error: 0.063	Confidence Interval: [2.460 - 2.707]	

Frage 6a(3):

Charts

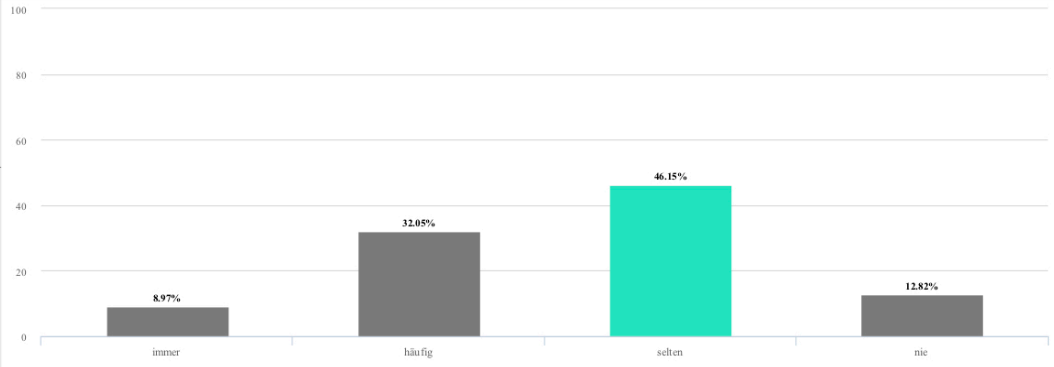


Answer	Count	Percent
immer	14	8.97%
häufig	40	25.64%
selten	59	37.82%
nie	43	27.56%
Total	156	100 %

Mean: 2.840	Variance: 0.871	Standard Deviation: 0.933
Standard Error: 0.075	Confidence Interval: [2.693 - 2.986]	

Frage 6a(4):

Neuerscheinungen



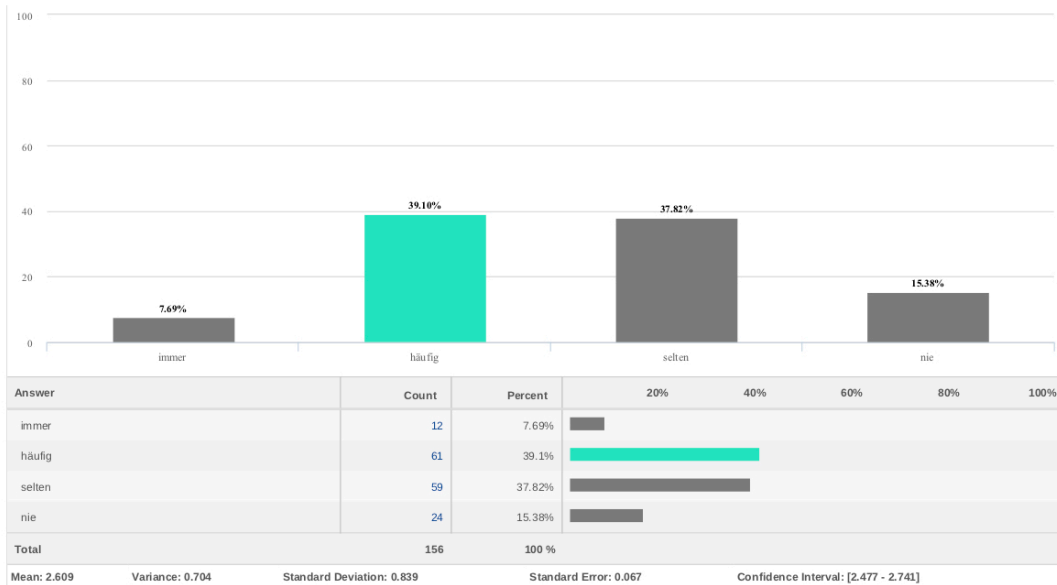
Answer	Count	Percent
immer	14	8.97%
häufig	50	32.05%
selten	72	46.15%
nie	20	12.82%
Total	156	100 %

Mean: 2.628	Variance: 0.674	Standard Deviation: 0.821
Standard Error: 0.066	Confidence Interval: [2.499 - 2.757]	

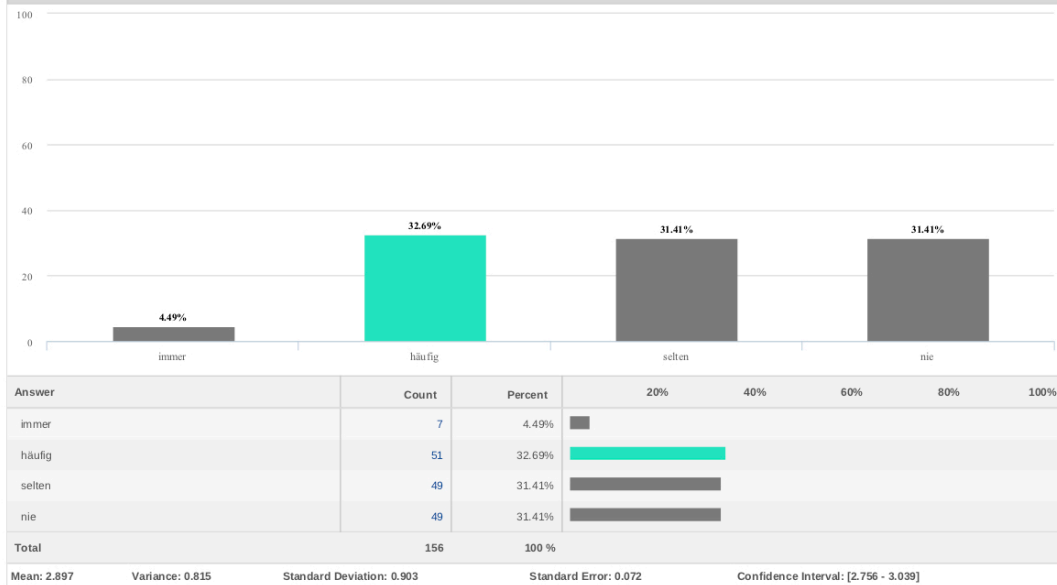
Frage 6a(5):

Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists

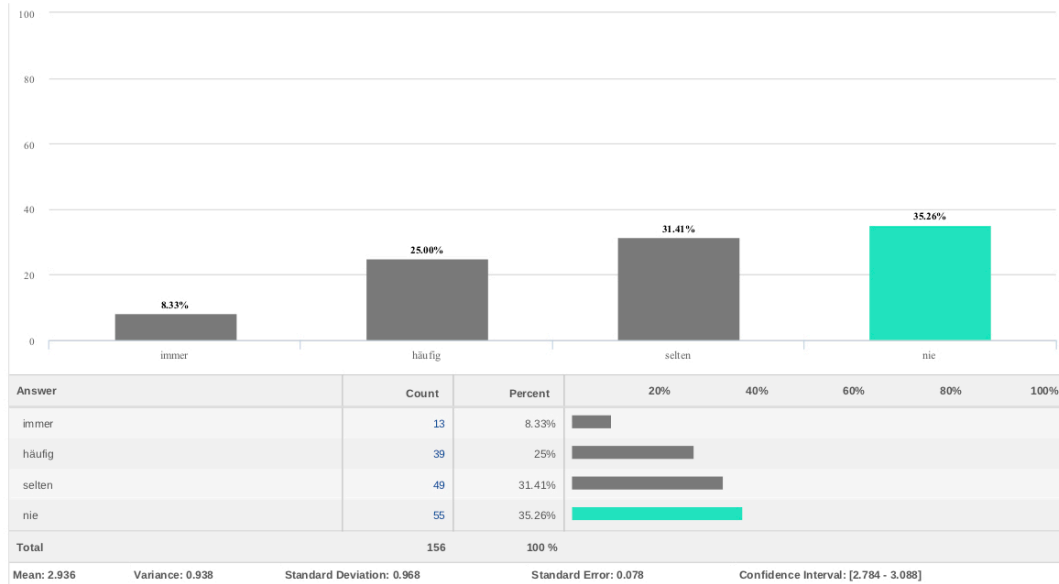




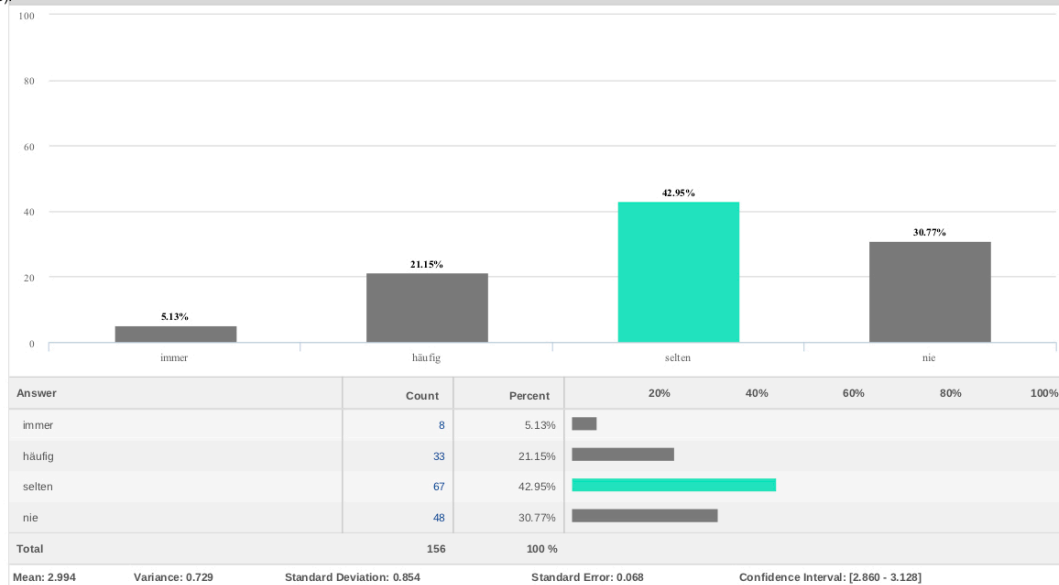
Frage 6a(6): Nach Genre gefilterte Musik



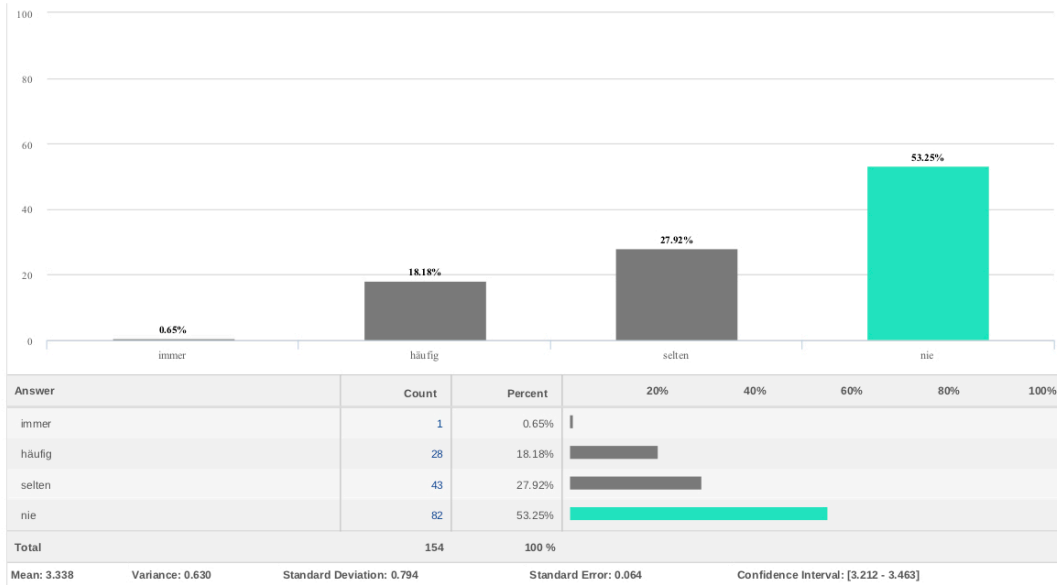
Frage 6a(7): "Dein Mixtape"



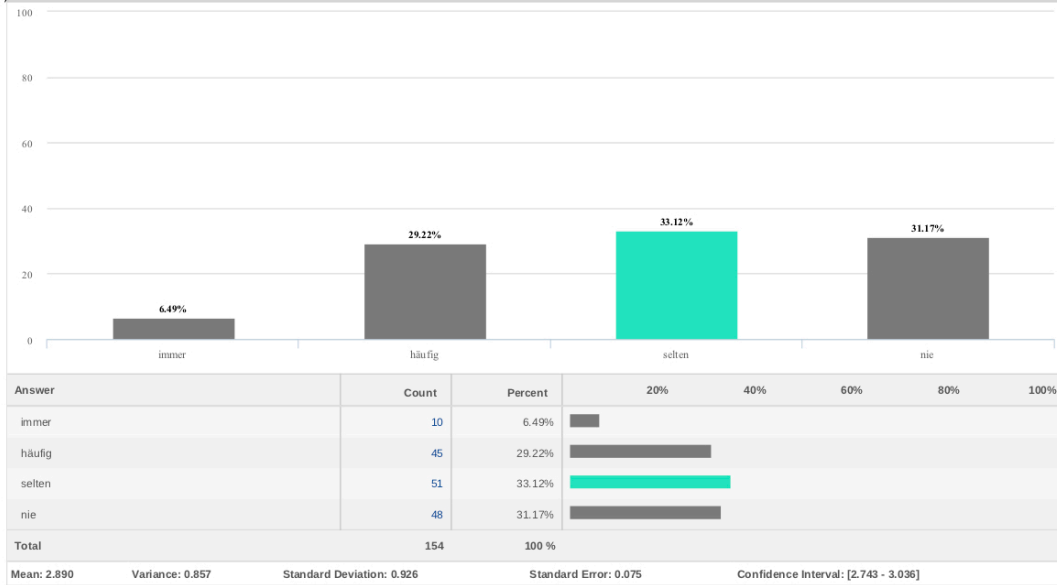
Frage 6a(8): Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Empfehlungen über "Entdecken"



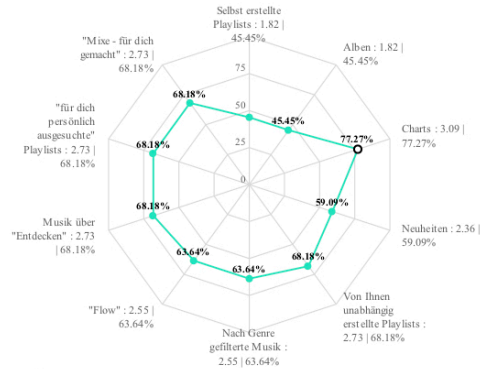
Frage 6a(9): "Radiosender" basierend auf Songs, Alben, Künstler, etc.



Frage 6a(10): Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Playlists (bspw. "Dein Release Radar"/" Dein Mix der Woche")

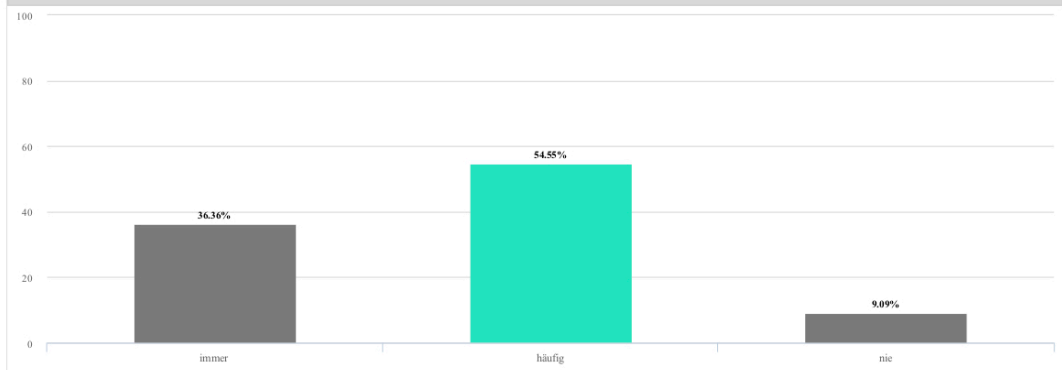


Frage 6b: Wie häufig hören Sie bei Deezer:



Question	Count	Score	immer	häufig	selten	nie
Selbst erstellte Playlists	11	1.82	[Bar chart showing distribution]			
Alben	11	1.82	[Bar chart showing distribution]			
Charts	11	3.09	[Bar chart showing distribution]			
Neuheiten	11	2.36	[Bar chart showing distribution]			
Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists	11	2.73	[Bar chart showing distribution]			
Nach Genre gefilterte Musik	11	2.55	[Bar chart showing distribution]			
"Flow"	11	2.55	[Bar chart showing distribution]			
Musik über "Entdecken"	11	2.73	[Bar chart showing distribution]			
"Für dich persönlich ausgesuchte" Playlists	11	2.73	[Bar chart showing distribution]			
"Mixe - für dich gemacht"	11	2.73	[Bar chart showing distribution]			
<b>Average</b>		<b>2.51</b>				

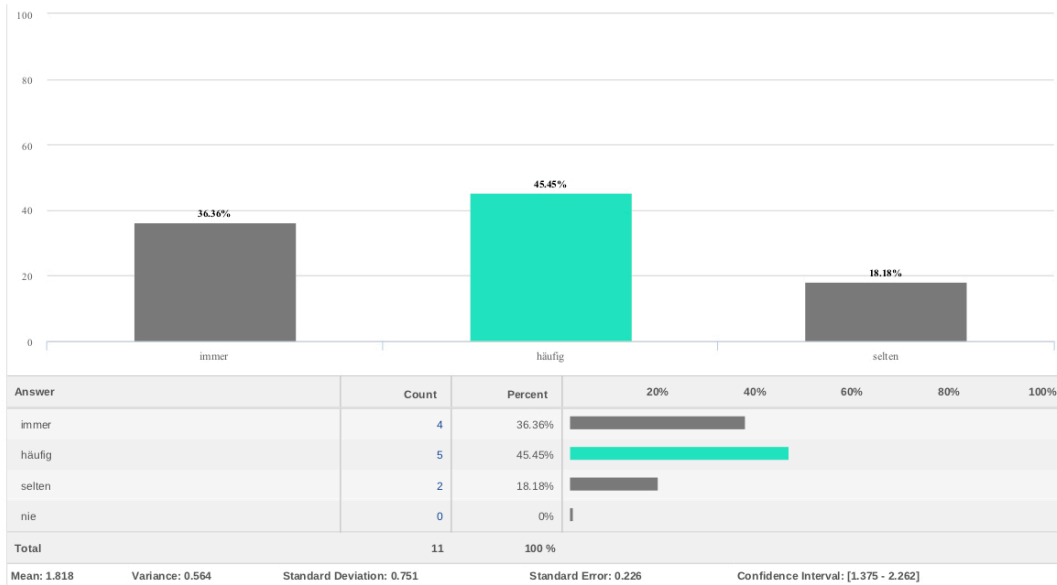
Frage 6b(1): Selbst erstellte Playlists



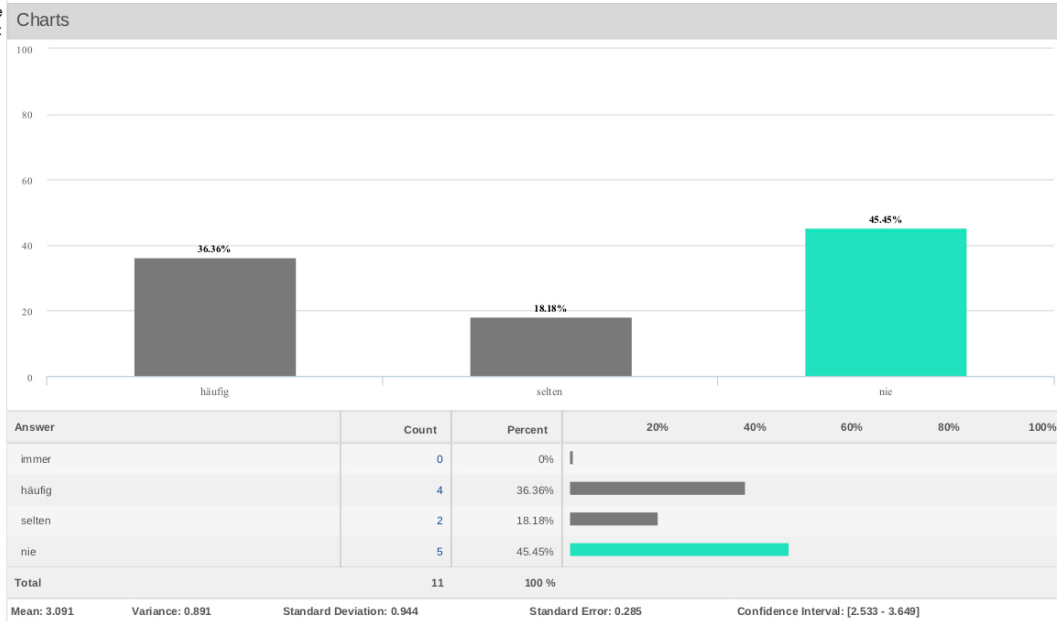
Answer	Count	Percent	20%	40%	60%	80%	100%
immer	4	36.36%	[Bar chart showing distribution]				
häufig	6	54.55%	[Bar chart showing distribution]				
selten	0	0%	[Bar chart showing distribution]				
nie	1	9.09%	[Bar chart showing distribution]				
<b>Total</b>	<b>11</b>	<b>100 %</b>					

Mean: 1.818    Variance: 0.764    Standard Deviation: 0.874    Standard Error: 0.263    Confidence Interval: [1.302 - 2.335]

Frage 6b(2): Alben

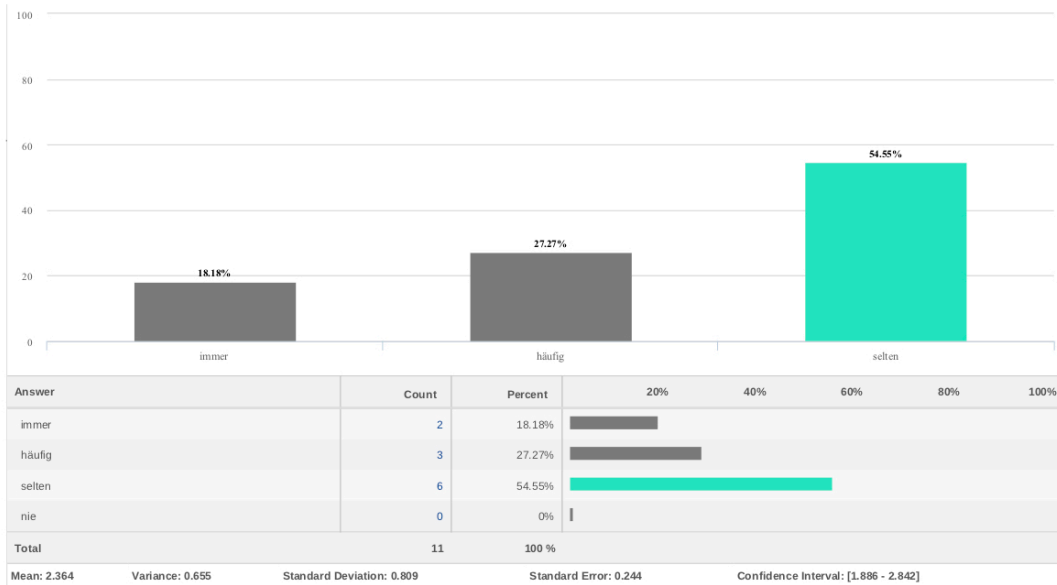


Frage 5b(3):

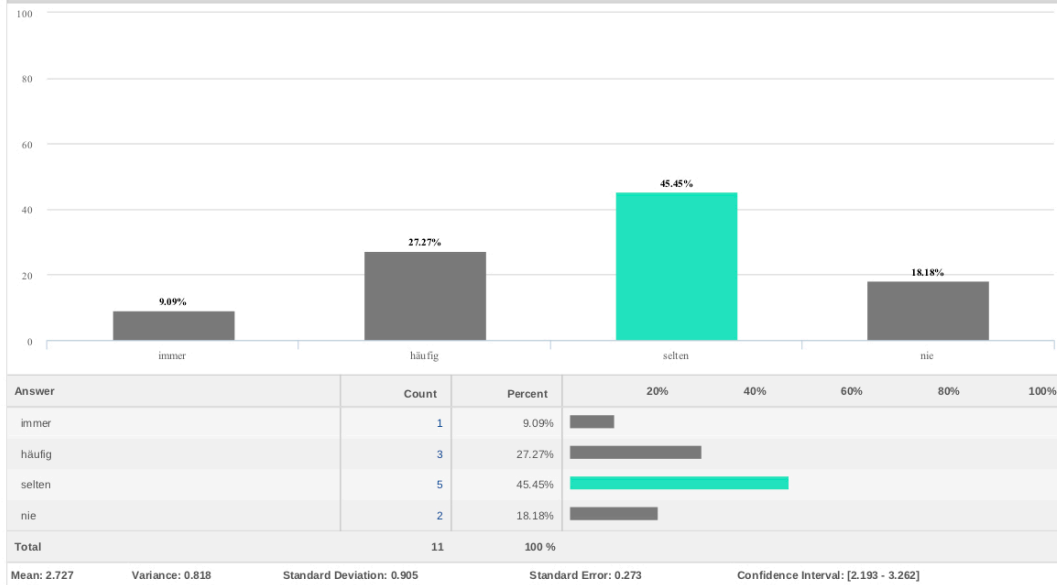


Frage 5b(4):

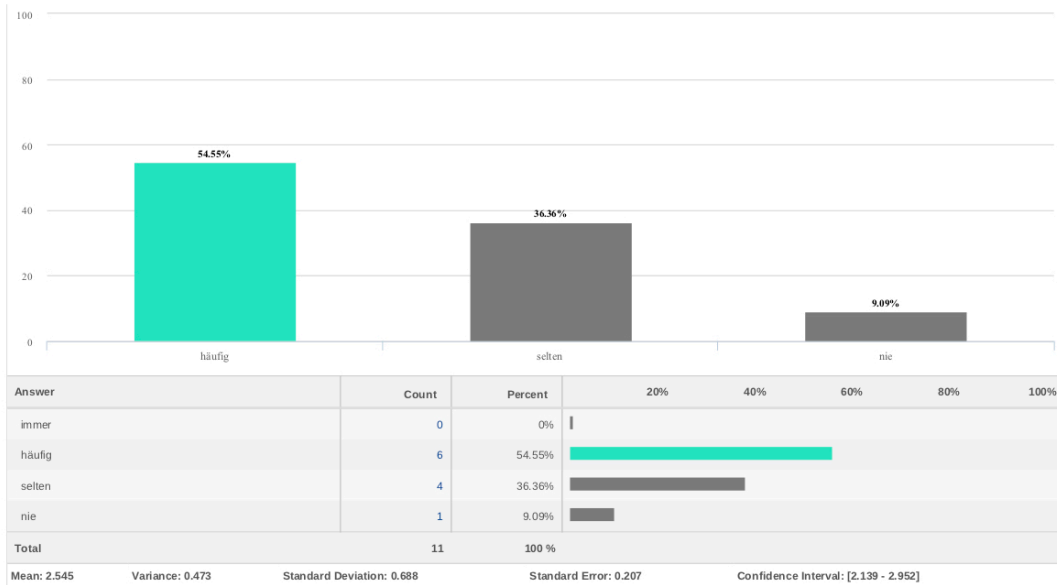
Neuheiten



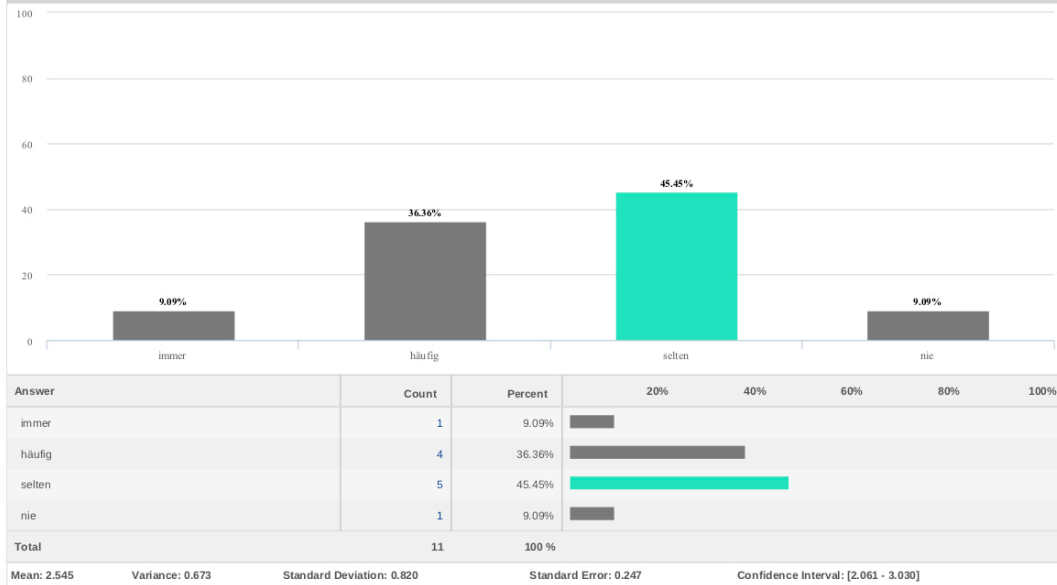
Frage 6b(5): Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists



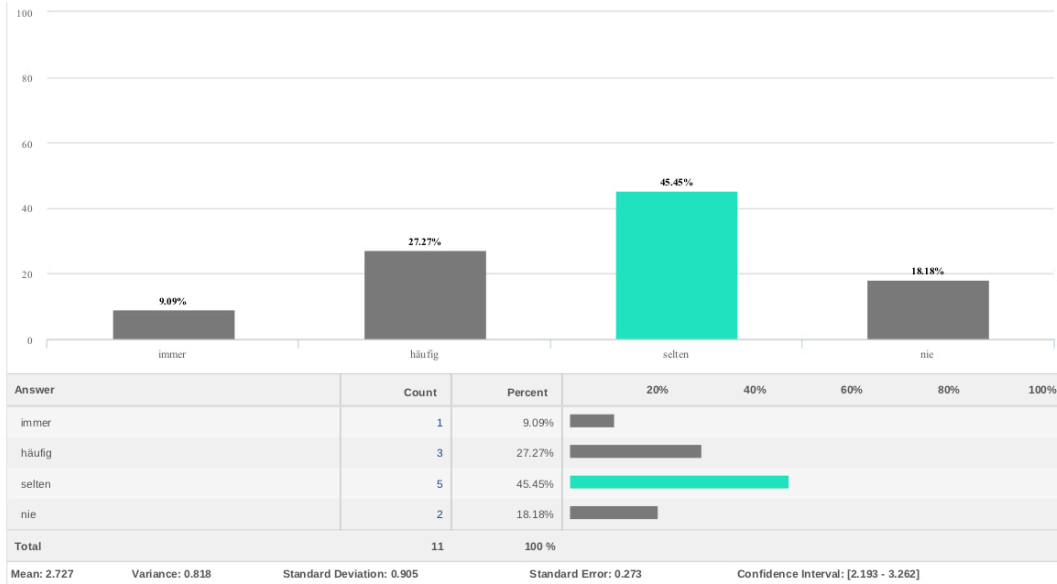
Frage 6b(6): Nach Genre gefilterte Musik



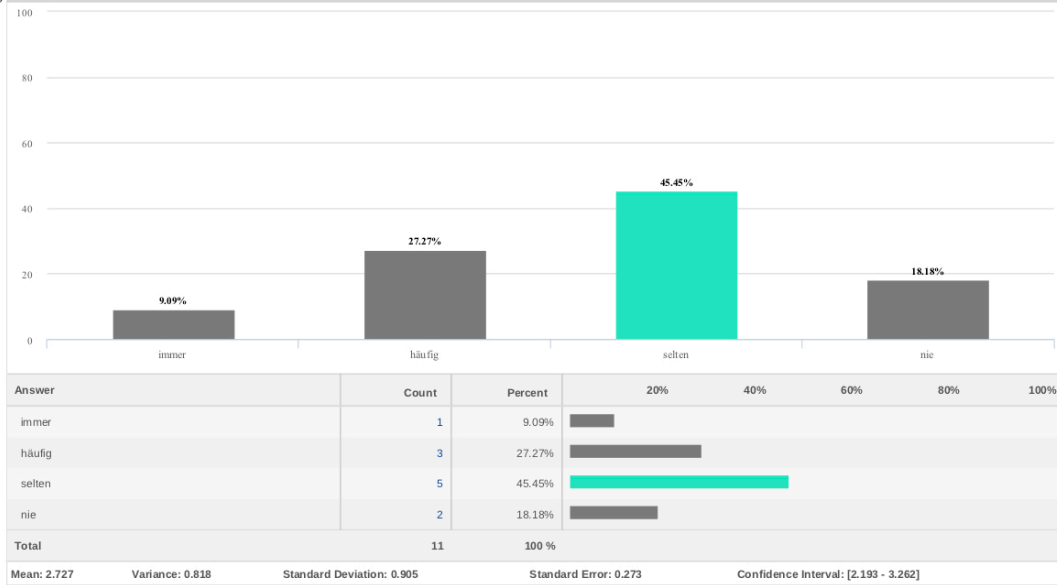
Frage 6b(7): "FLOW"



Frage 6b(8): Musik über "Entdecken"

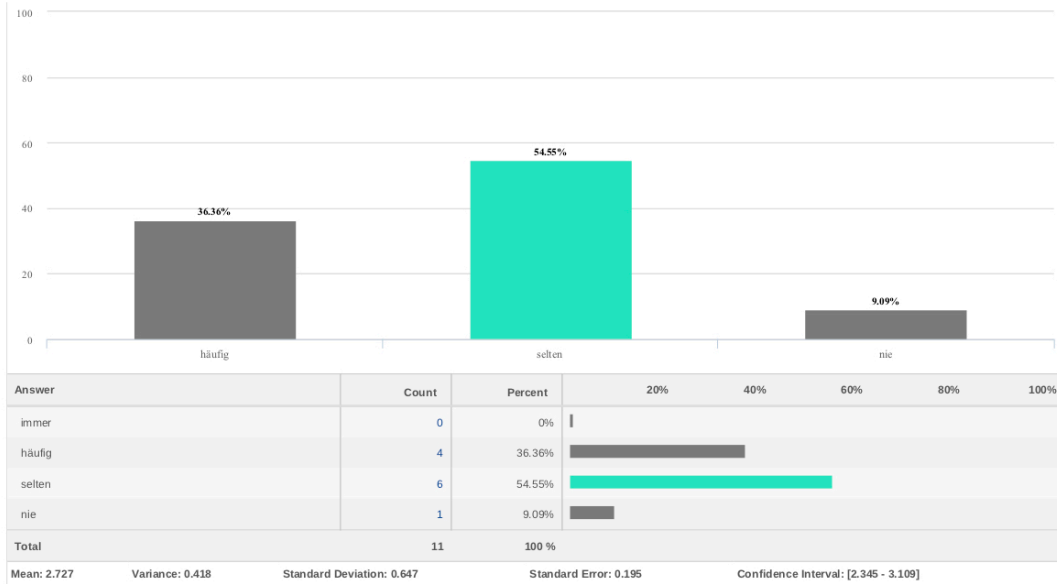


Frage 6b(9): "für dich persönlich ausgesuchte" Playlists

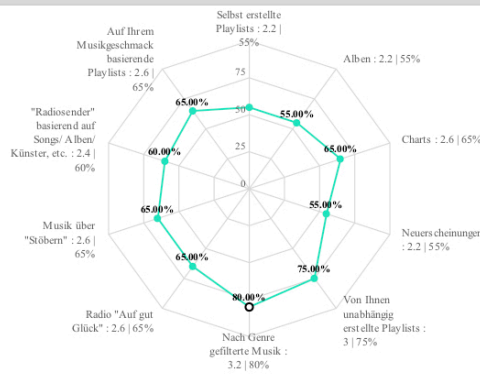


Frage 6b(10): "Mixe - für dich gemacht"





Frage 6c: Wie häufig hören Sie bei Google Play Music:

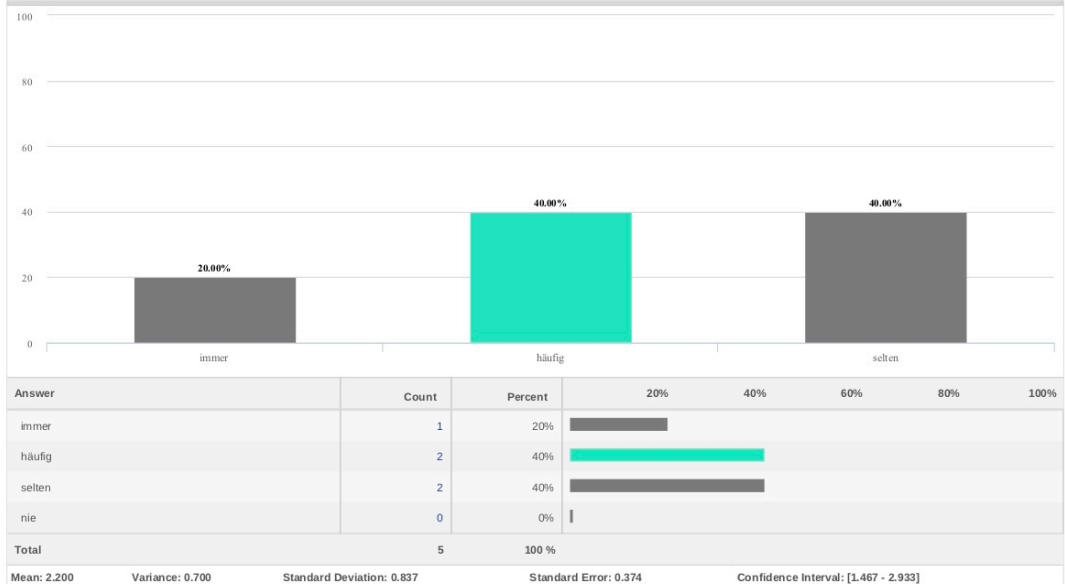


Question	Count	Score	immer	häufig	selten	nie
Selbst erstellte Playlists	5	2.2				
Alben	5	2.2				
Charts	5	2.6				
Neuerscheinungen	5	2.2				
Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists	5	3				
Nach Genre gefilterte Musik	5	3.2				
Radio "Auf gut Glück"	5	2.6				
Musik über "Stöbern"	5	2.6				
"Radiosender" basierend auf Songs/ Alben/ Künstler, etc.	5	2.4				
Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Playlists	5	2.6				
<b>Average</b>		<b>2.56</b>				

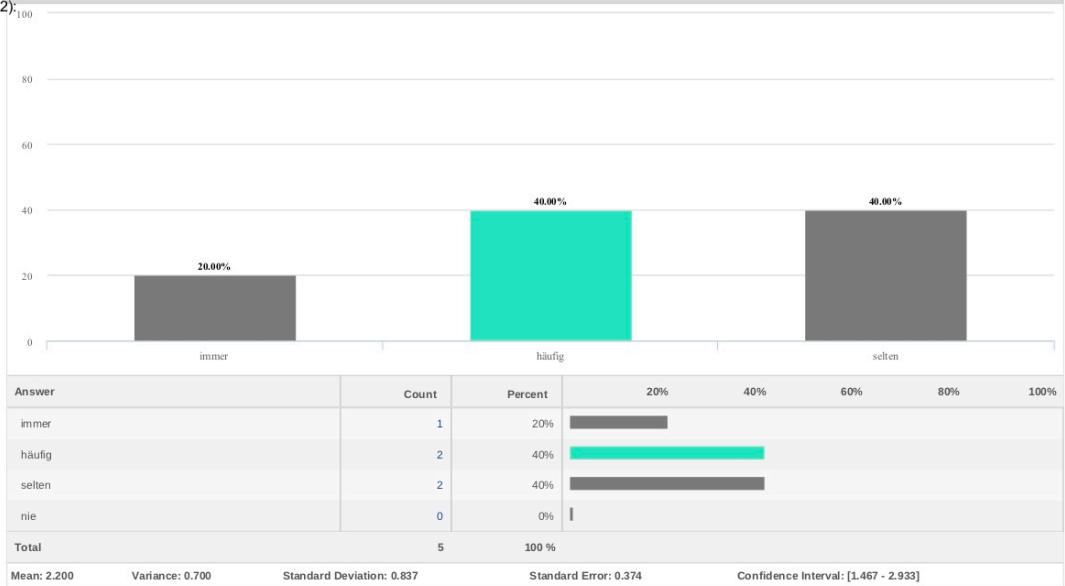
Frage 6c(1): Selbst erstellte Playlists

Nutzung von Musik-Streaming-Portalen

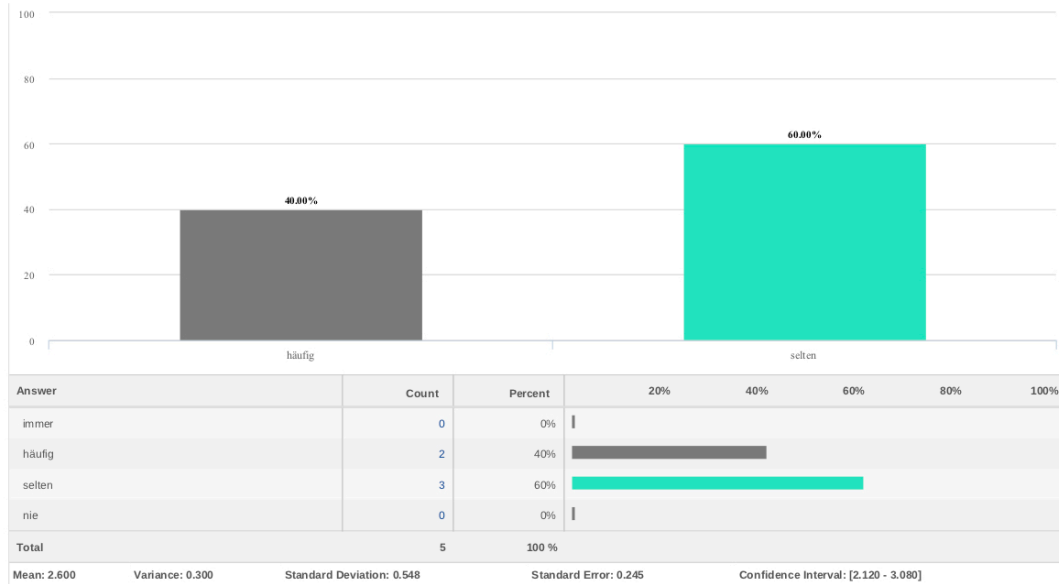




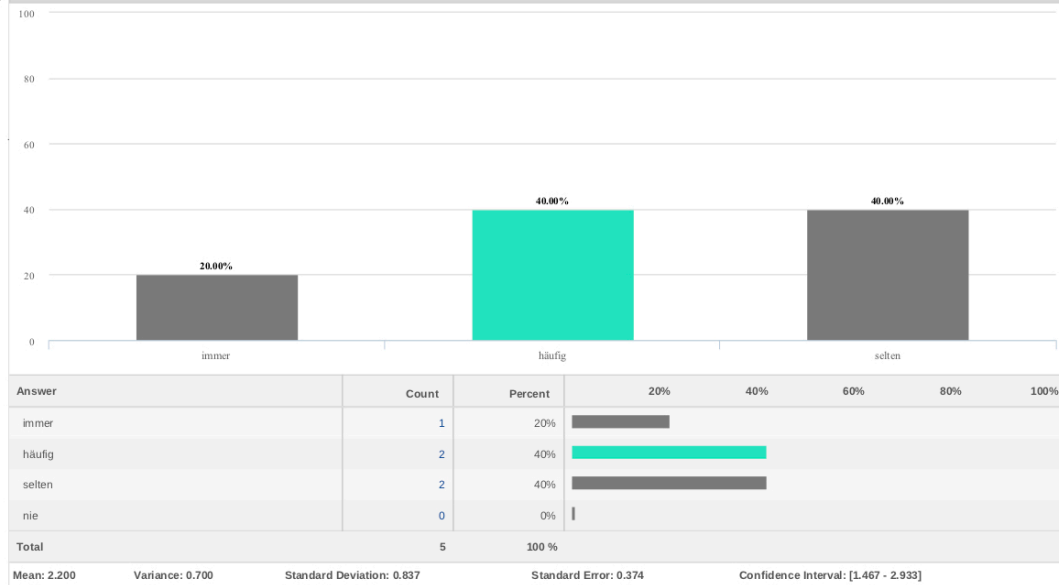
Frage 6c(2):



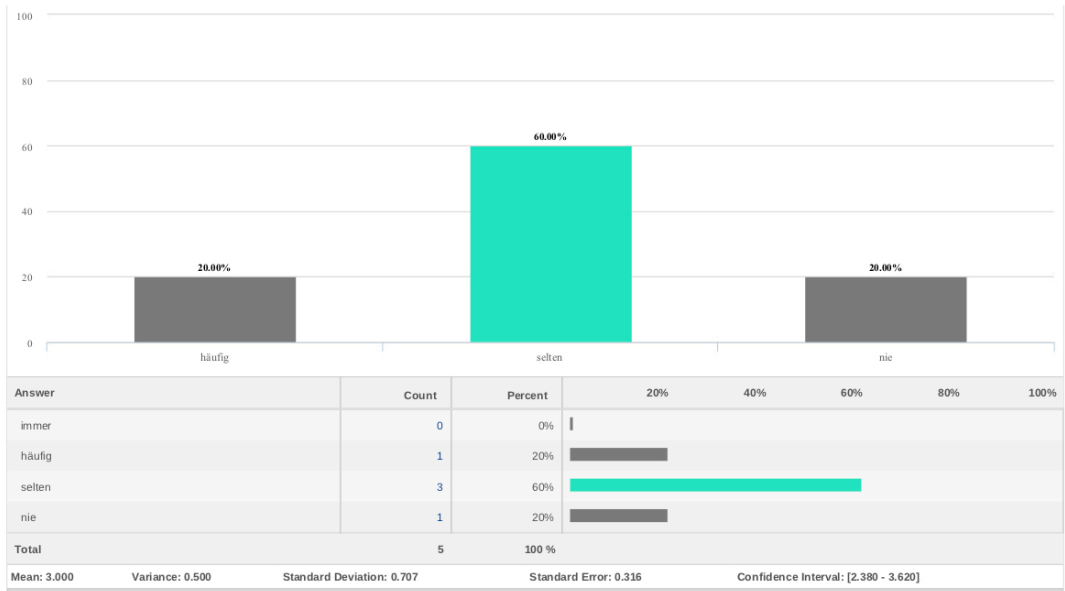
Frage 6c(3): Charts



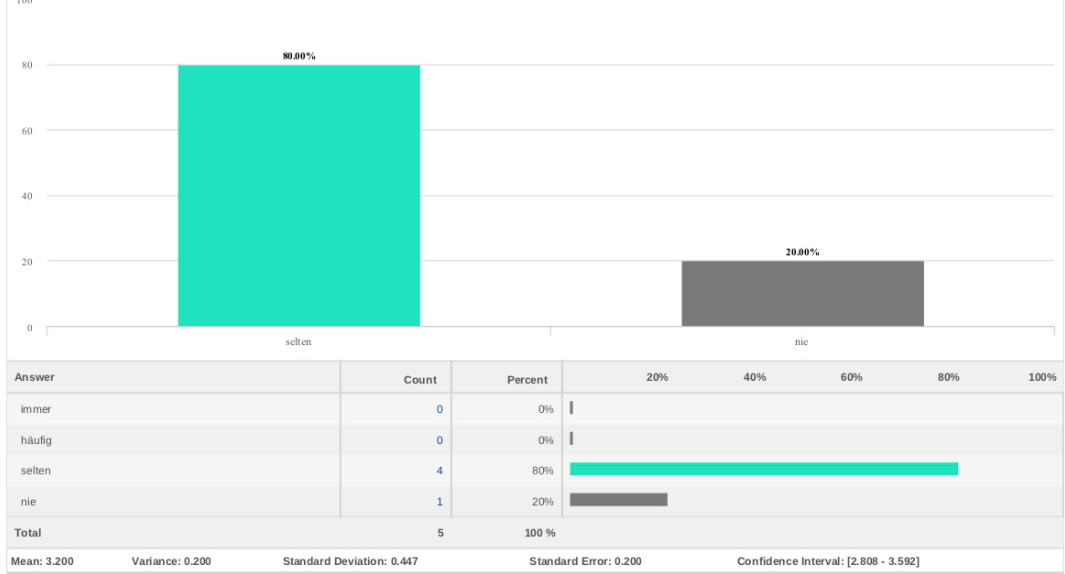
Frage 6c(4): Neuerscheinungen



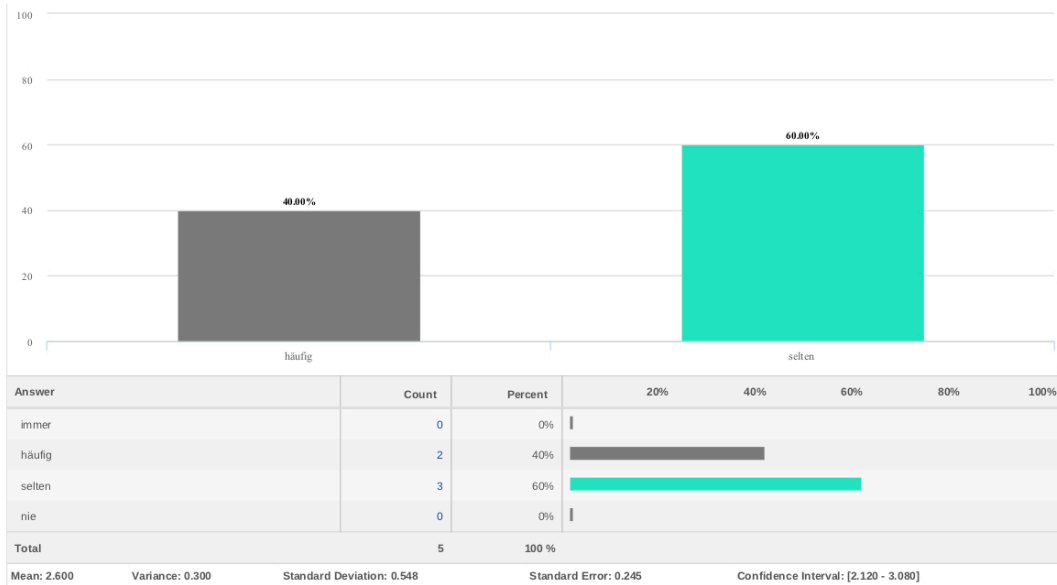
Frage 6c(5): Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists



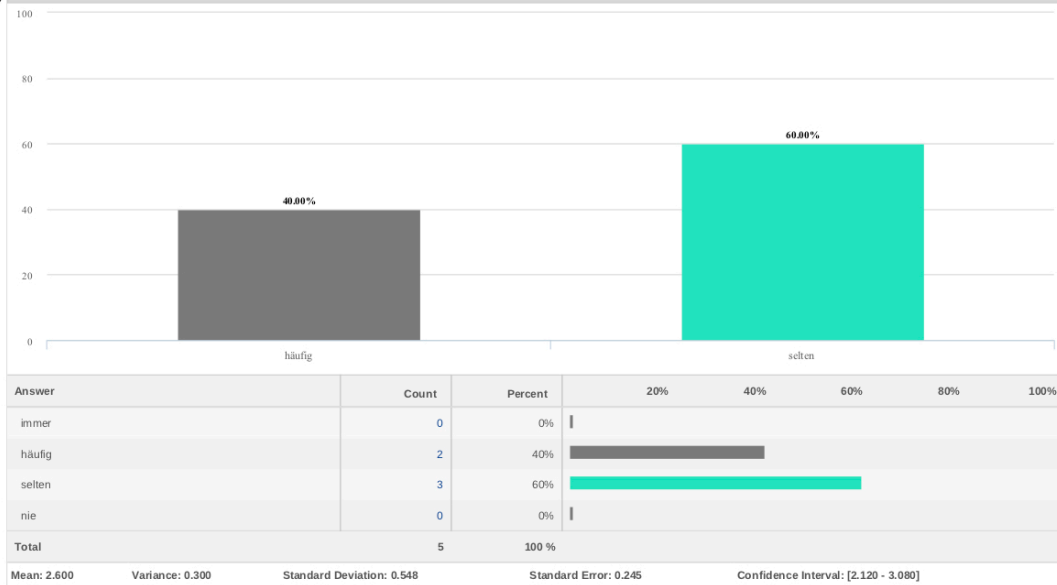
Frage 6c(6): Nach Genre gefilterte Musik



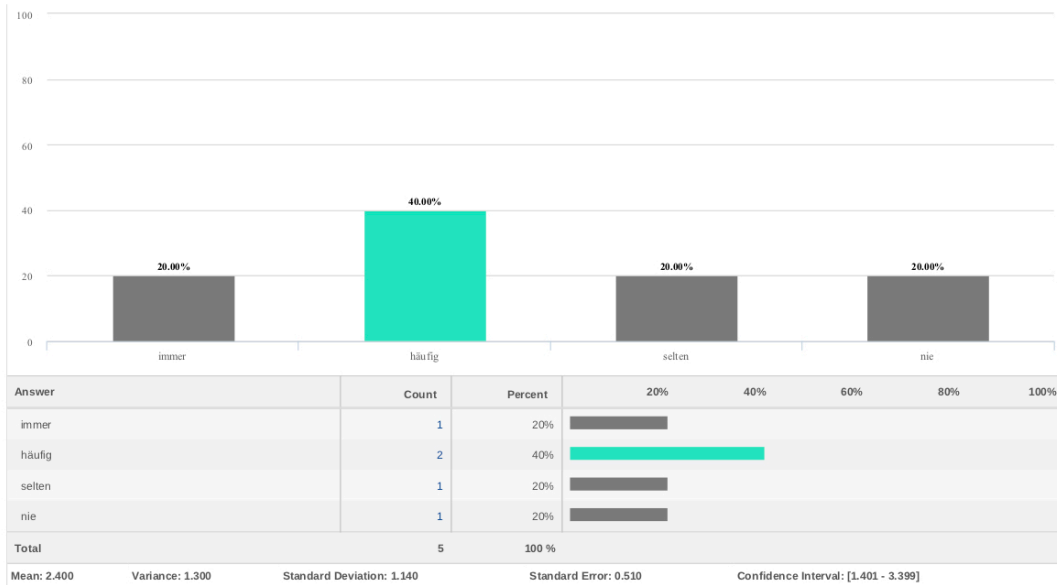
Frage 6c(7): Radio "Auf gut Glück"



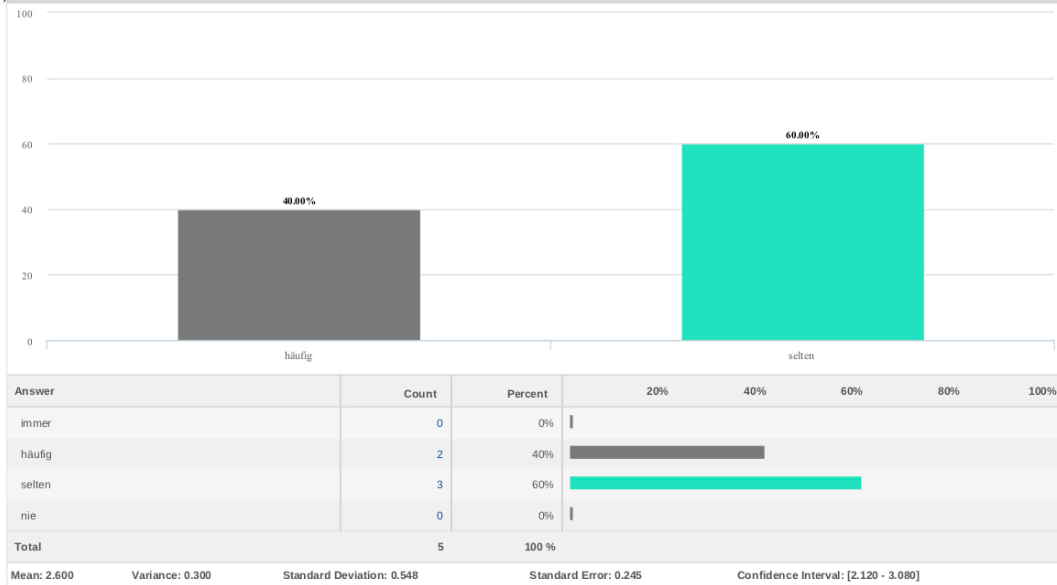
Frage 6c(8): Musik über "Stöbern"



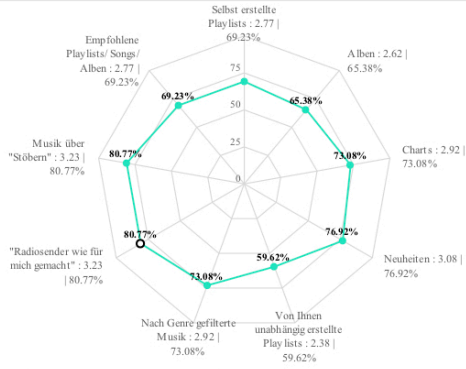
Frage 6c(9): "Radiosender" basierend auf Songs/ Alben/ Künstler, etc.



Frage 6c(10): Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Playlists

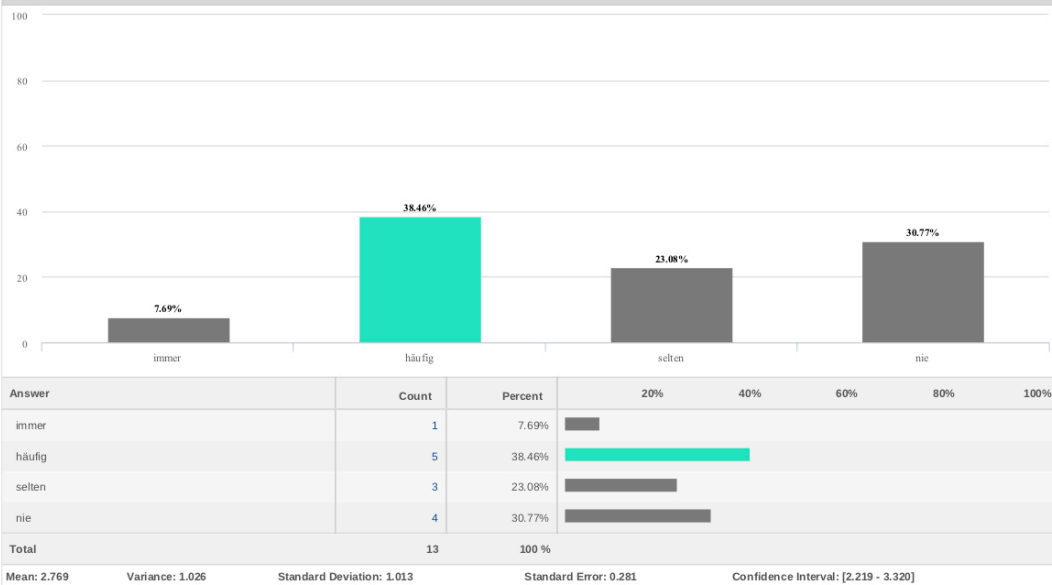


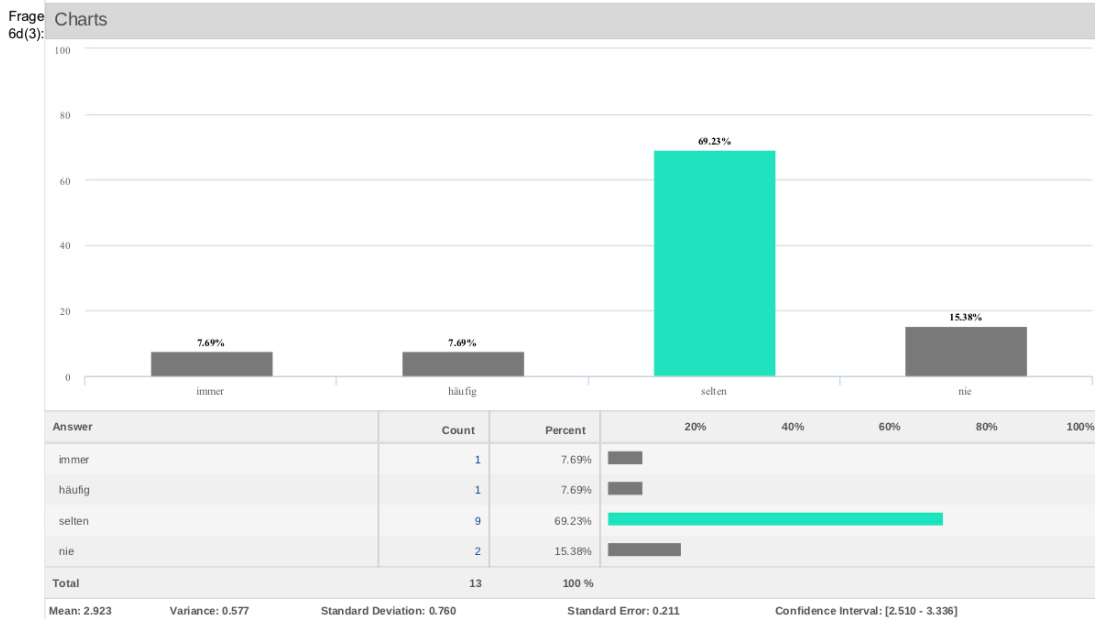
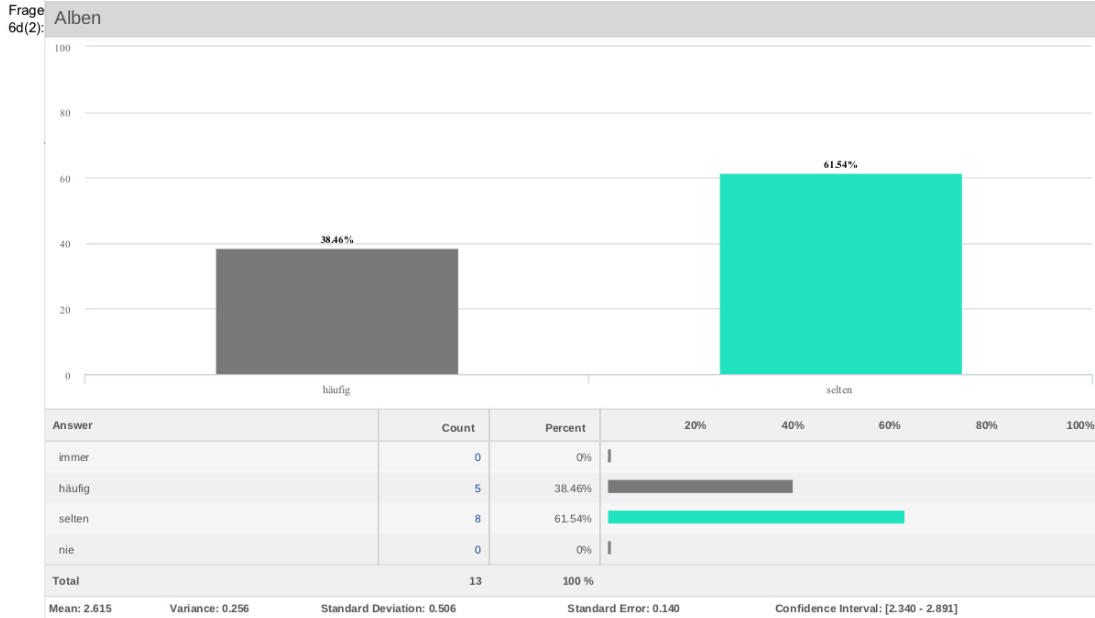
Frage 6d: Wie häufig hören Sie bei Amazon Music:



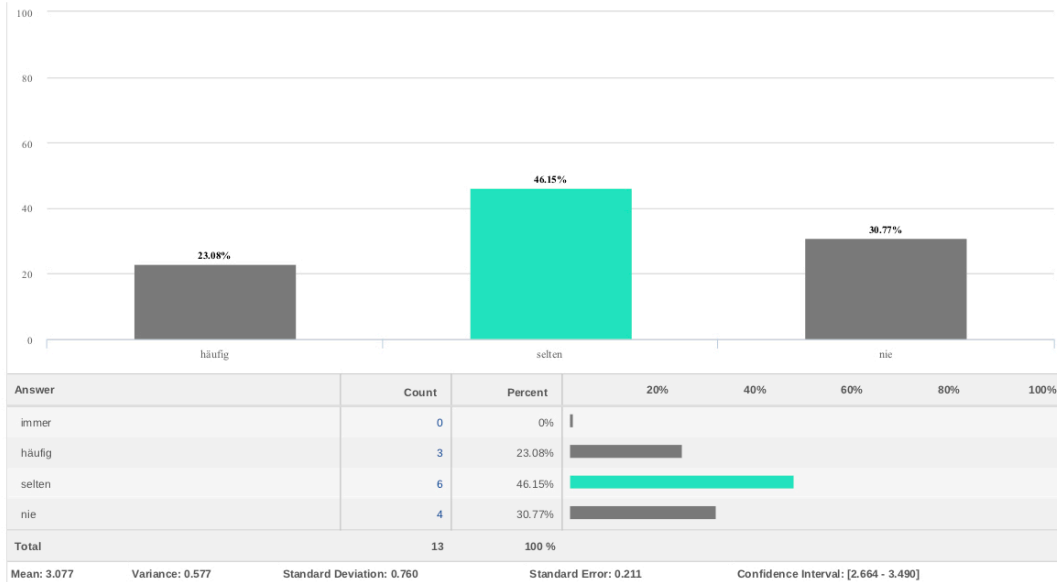
Question	Count	Score	immer	häufig	selten	nie
Selbst erstellte Playlists	13	2.77	[Bar chart showing distribution]			
Alben	13	2.62	[Bar chart showing distribution]			
Charts	13	2.92	[Bar chart showing distribution]			
Neuheiten	13	3.08	[Bar chart showing distribution]			
Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists	13	2.38	[Bar chart showing distribution]			
Nach Genre gefilterte Musik	13	2.92	[Bar chart showing distribution]			
"Radiosender wie für mich gemacht"	13	3.23	[Bar chart showing distribution]			
Musik über "Stöbern"	13	3.23	[Bar chart showing distribution]			
Empfohlene Playlists/ Songs/ Alben	13	2.77	[Bar chart showing distribution]			
<b>Average</b>		<b>2.88</b>				

Frage 6d(1): Selbst erstellte Playlists

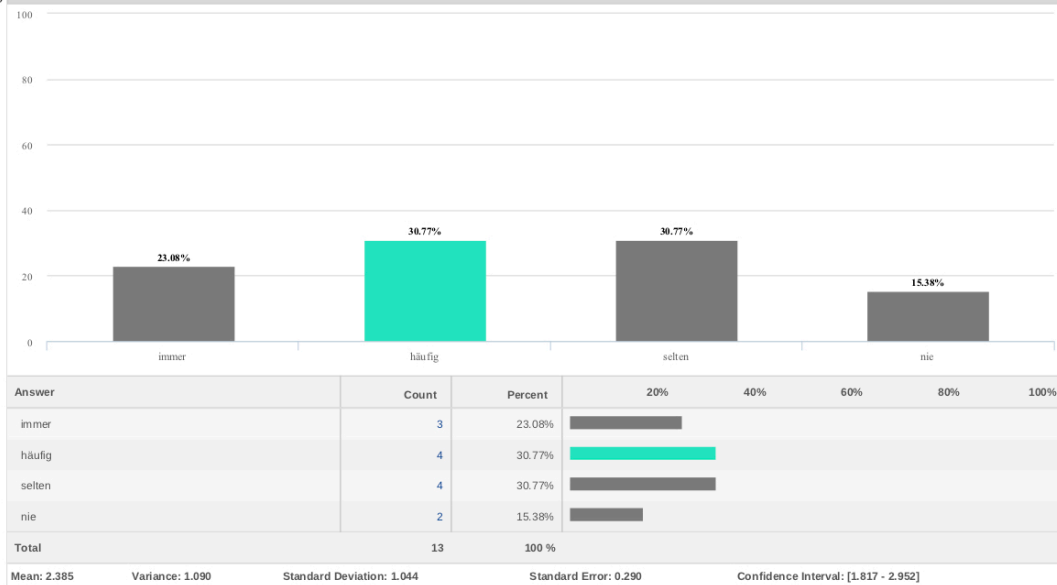




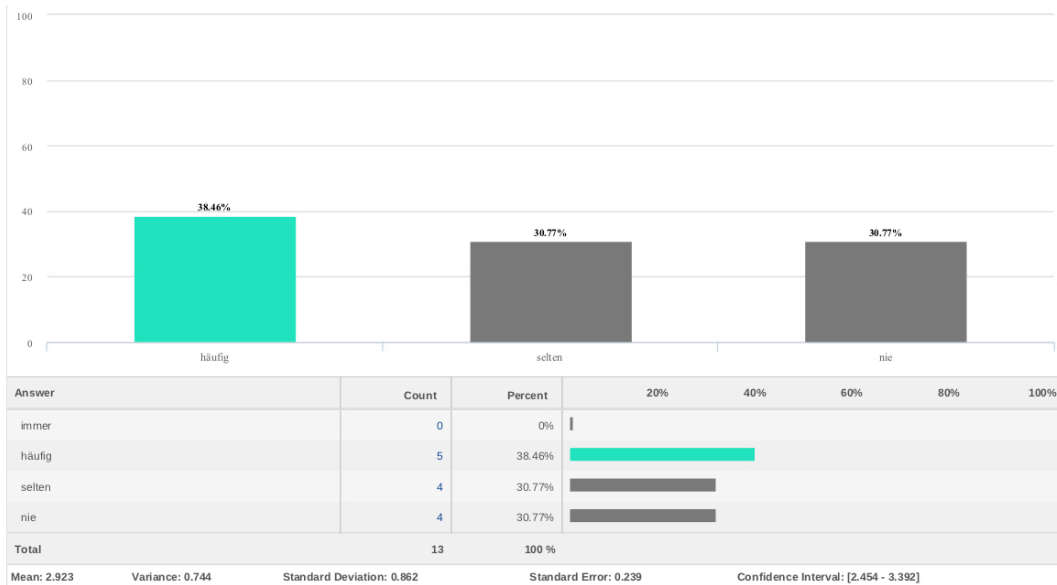




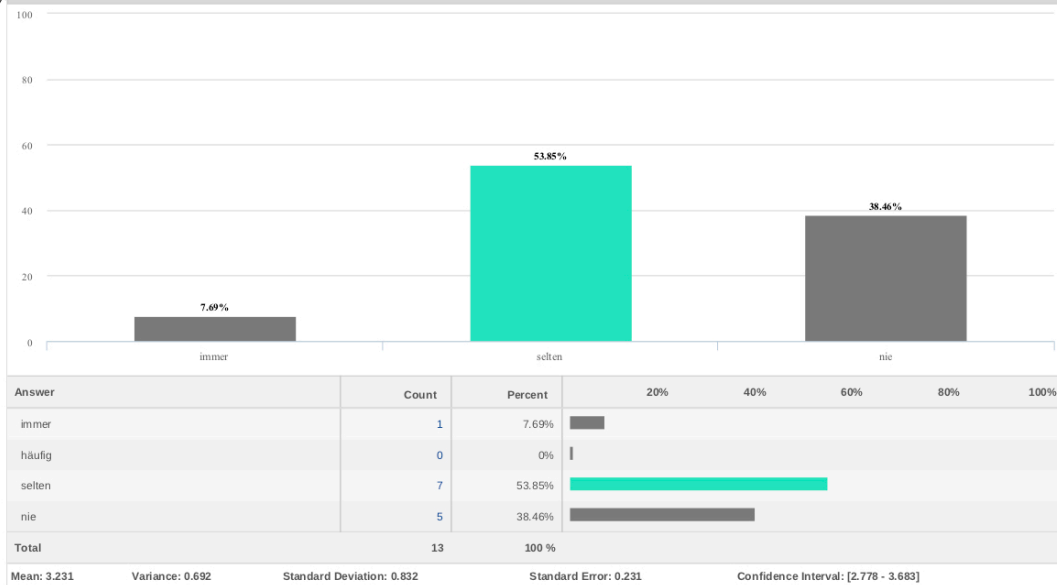
Frage 6d(5): Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists



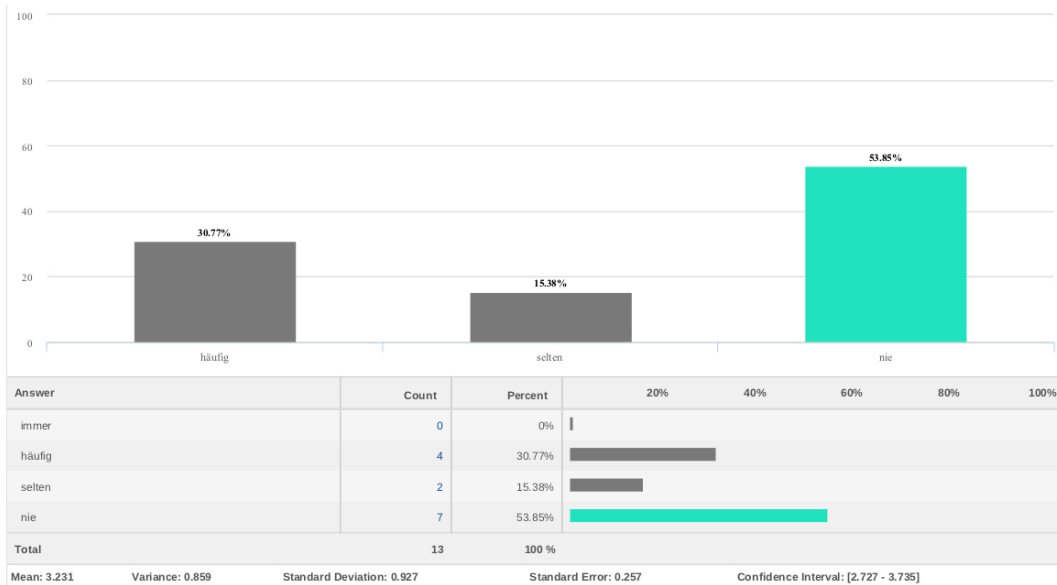
Frage 6d(6): Nach Genre gefilterte Musik



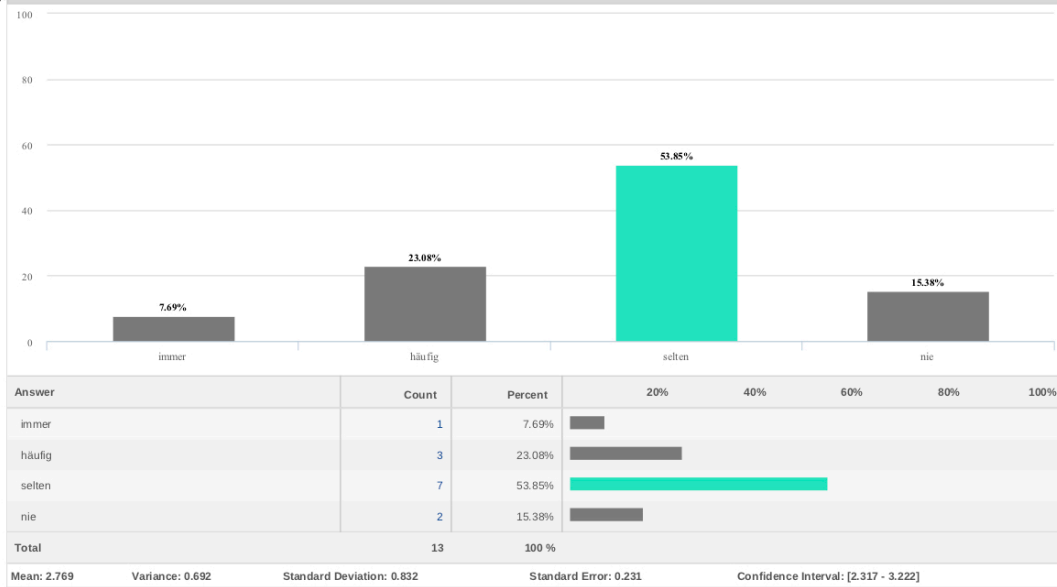
Frage 6d(7): "Radiosender wie für mich gemacht"



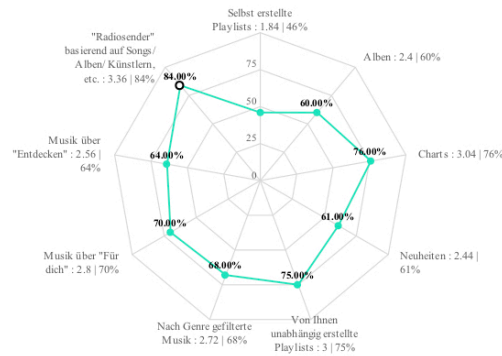
Frage 6d(8): Musik über "Stöbern"



Frage 6d(9): Empfohlene Playlists/ Songs/ Alben

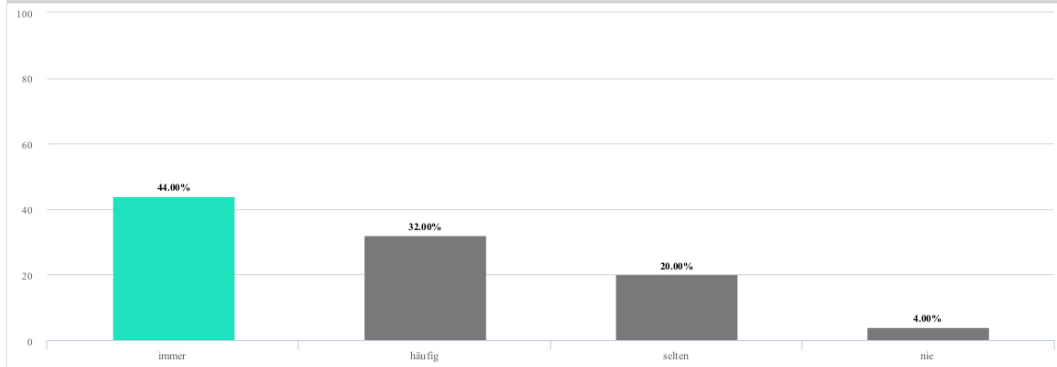


Frage 6e: Wie häufig hören Sie bei Apple Music:



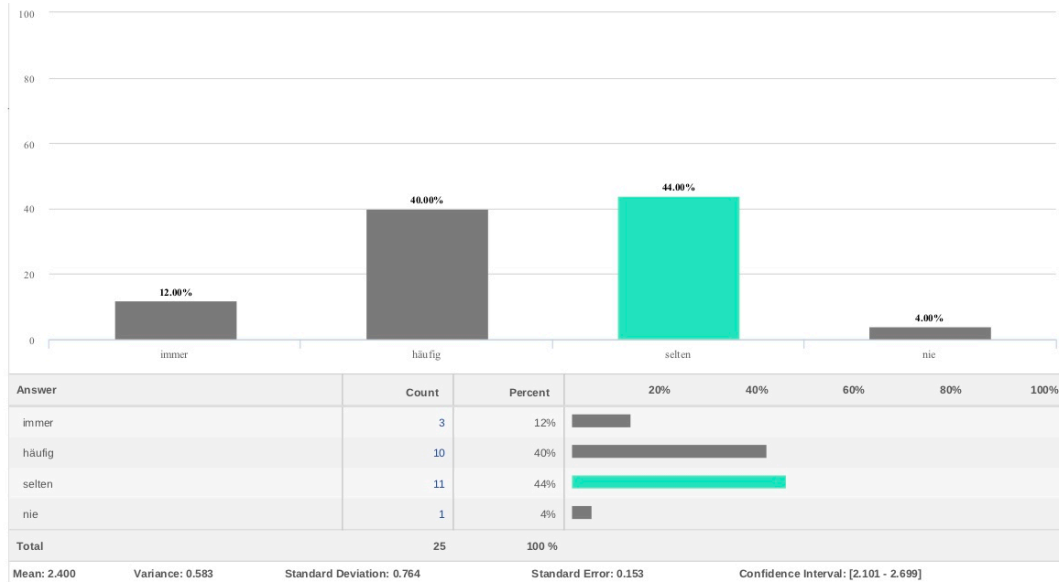
Question	Count	Score	immer	häufig	selten	nie
Selbst erstellte Playlists	25	1.84	[Bar chart showing distribution]			
Alben	25	2.4	[Bar chart showing distribution]			
Charts	25	3.04	[Bar chart showing distribution]			
Neuheiten	25	2.44	[Bar chart showing distribution]			
Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists	25	3	[Bar chart showing distribution]			
Nach Genre gefilterte Musik	25	2.72	[Bar chart showing distribution]			
Musik über "Für dich"	25	2.8	[Bar chart showing distribution]			
Musik über "Entdecken"	25	2.56	[Bar chart showing distribution]			
"Radiosender" basierend auf Songs/ Alben/ Künstlern, etc.	25	3.36	[Bar chart showing distribution]			
<b>Average</b>		<b>2.68</b>				

Frage 6e(1): Selbst erstellte Playlists

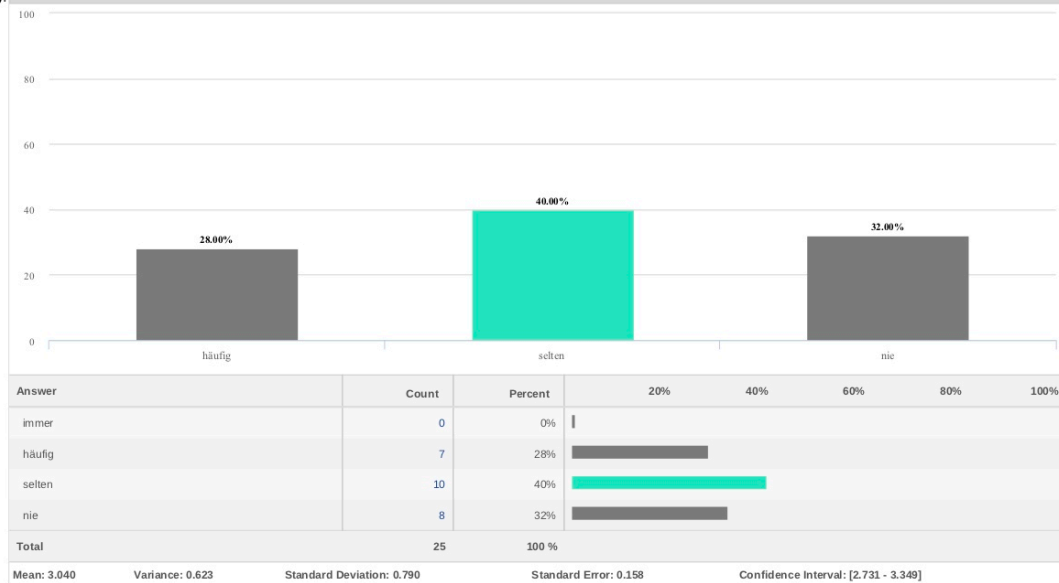


Answer	Count	Percent	20%	40%	60%	80%	100%
immer	11	44%	[Bar chart showing distribution]				
häufig	8	32%	[Bar chart showing distribution]				
selten	5	20%	[Bar chart showing distribution]				
nie	1	4%	[Bar chart showing distribution]				
<b>Total</b>	<b>25</b>	<b>100 %</b>					

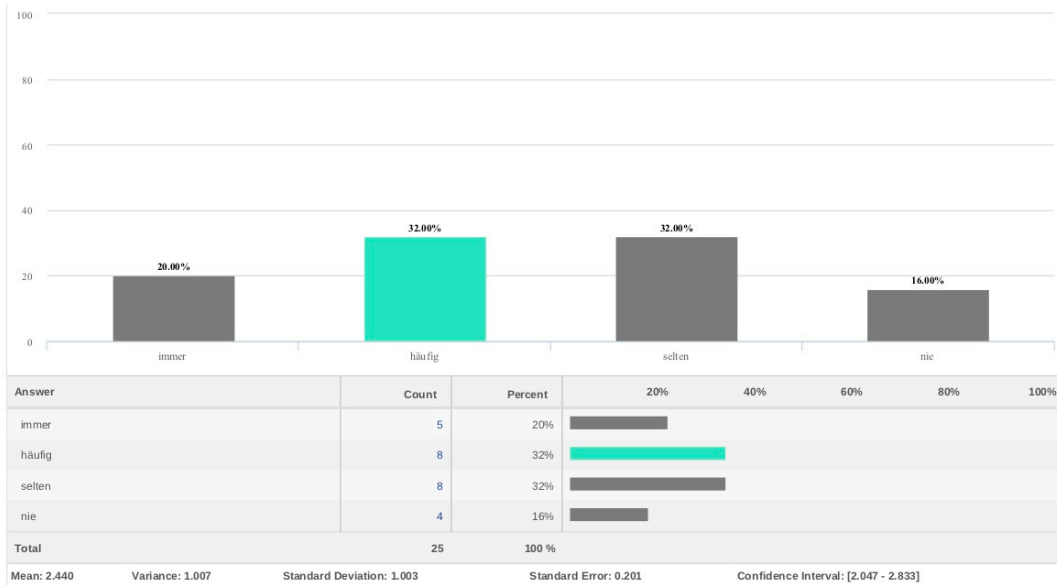
Frage 6e(2): Alben  
 Mean: 1.840 Variance: 0.807 Standard Deviation: 0.898 Standard Error: 0.180 Confidence Interval: [1.488 - 2.192]



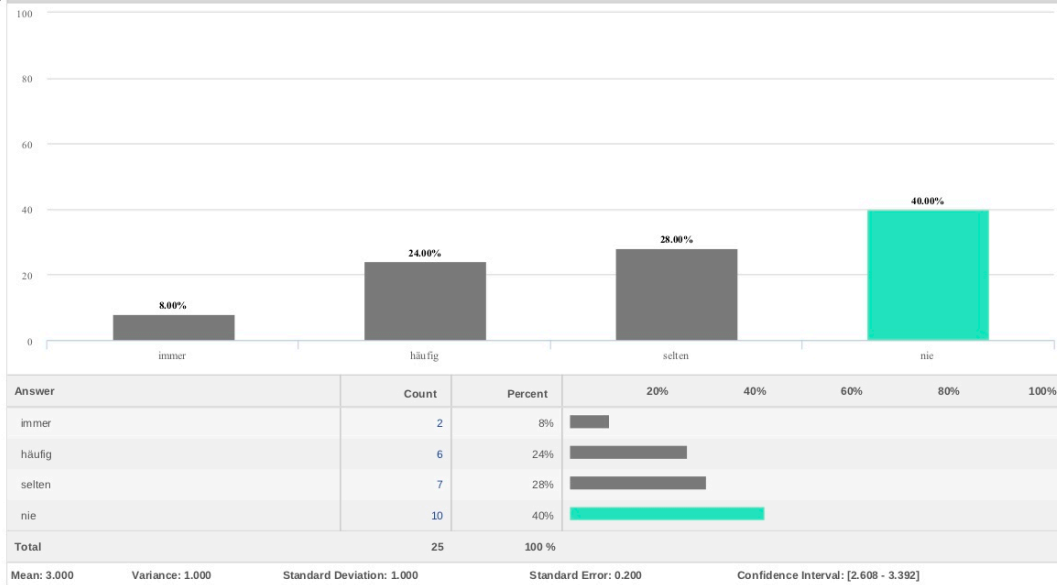
Frage 6e(3): Charts



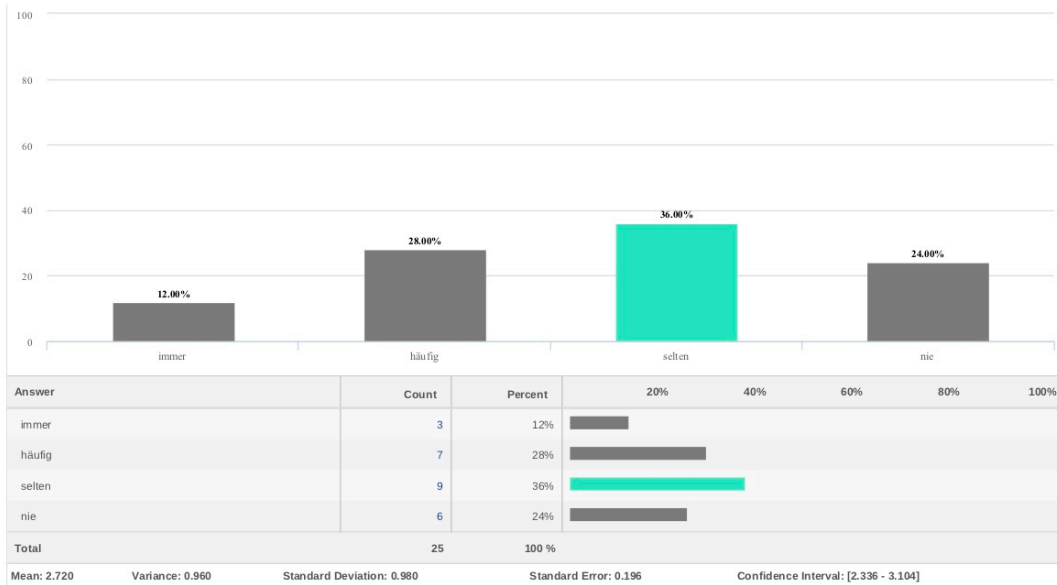
Frage 6e(4): Neuheiten



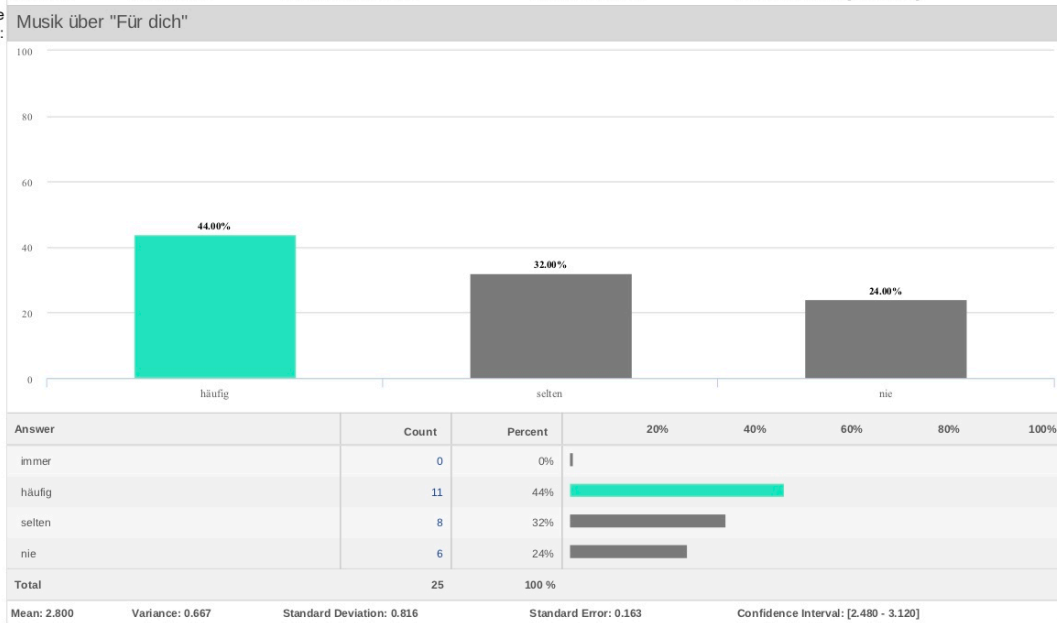
Frage 6e(5): Von Ihnen unabhängig erstellte Playlists



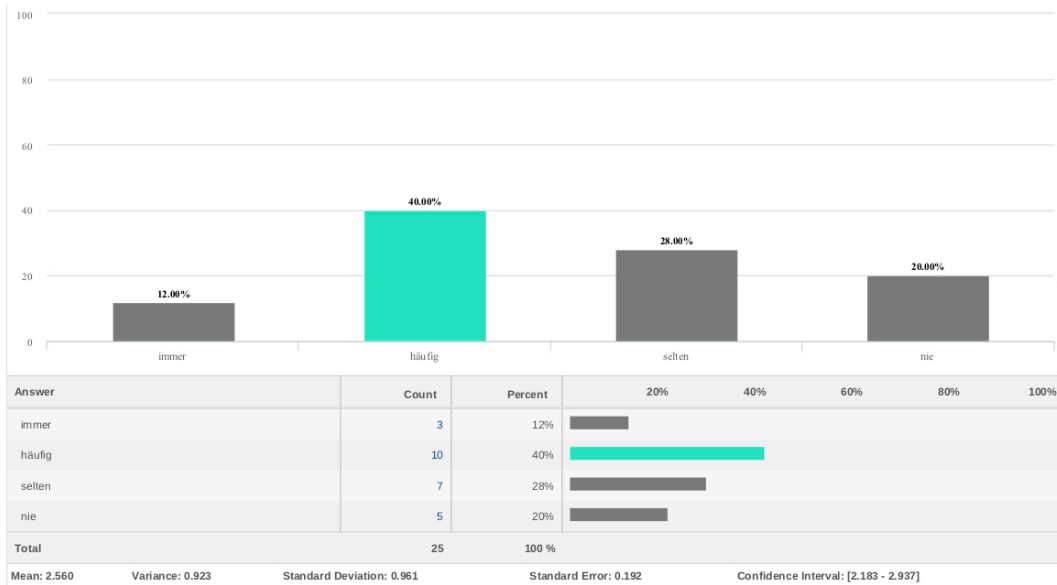
Frage 6e(6): Nach Genre gefilterte Musik



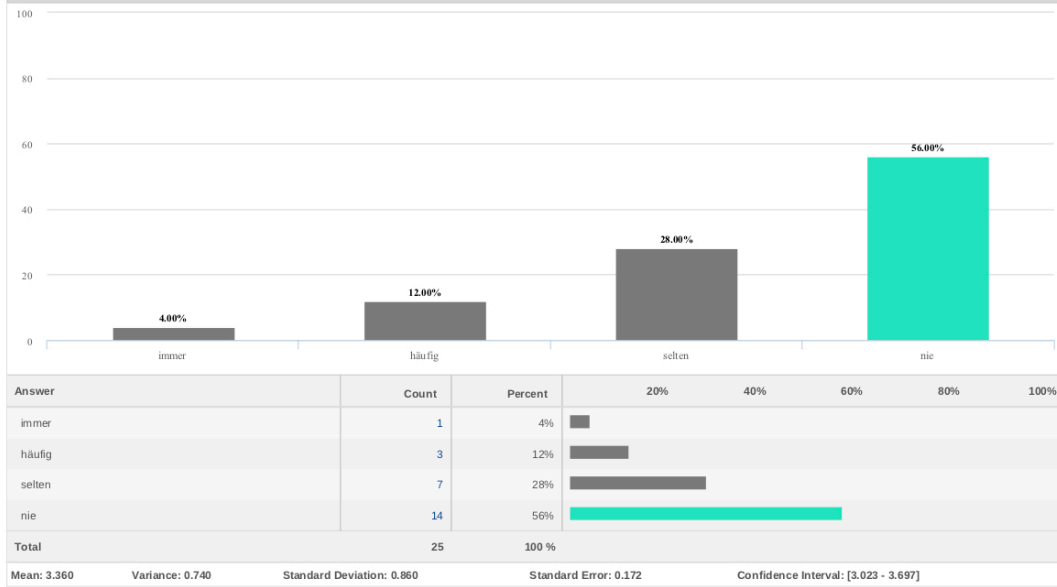
Frage  
6e(7):



Frage  
6e(8):

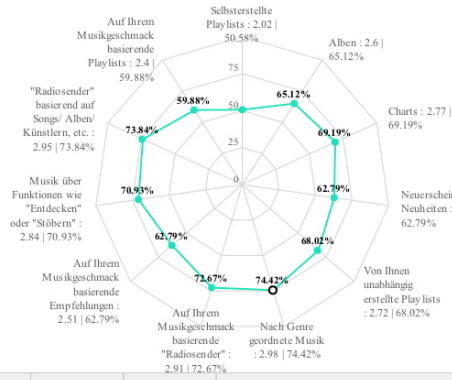


Frage 6e(9): "Radiosender" basierend auf Songs/ Alben/ Künstlern, etc.



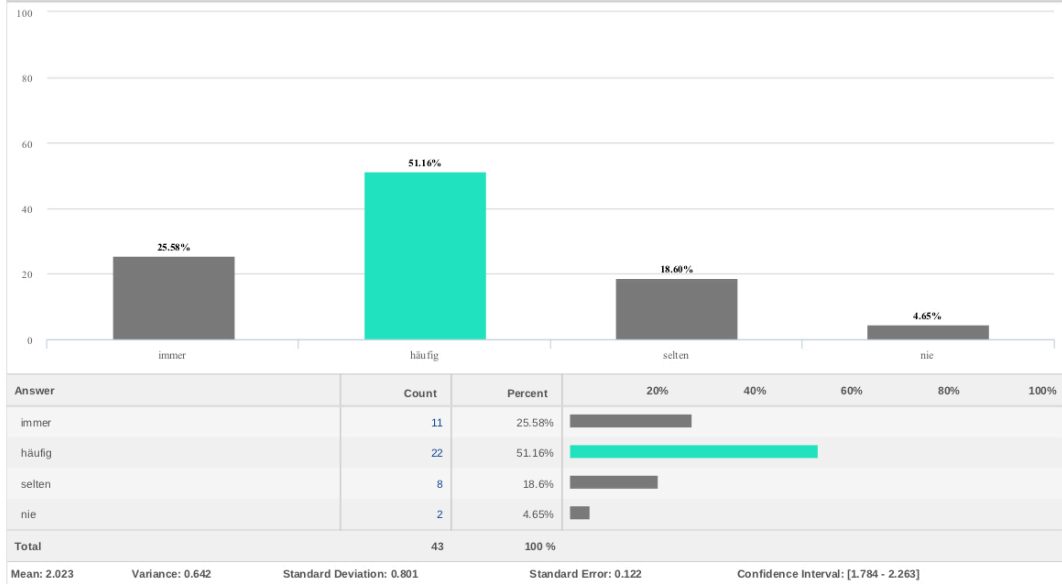
Frage 6f: Wie häufig hören Sie:



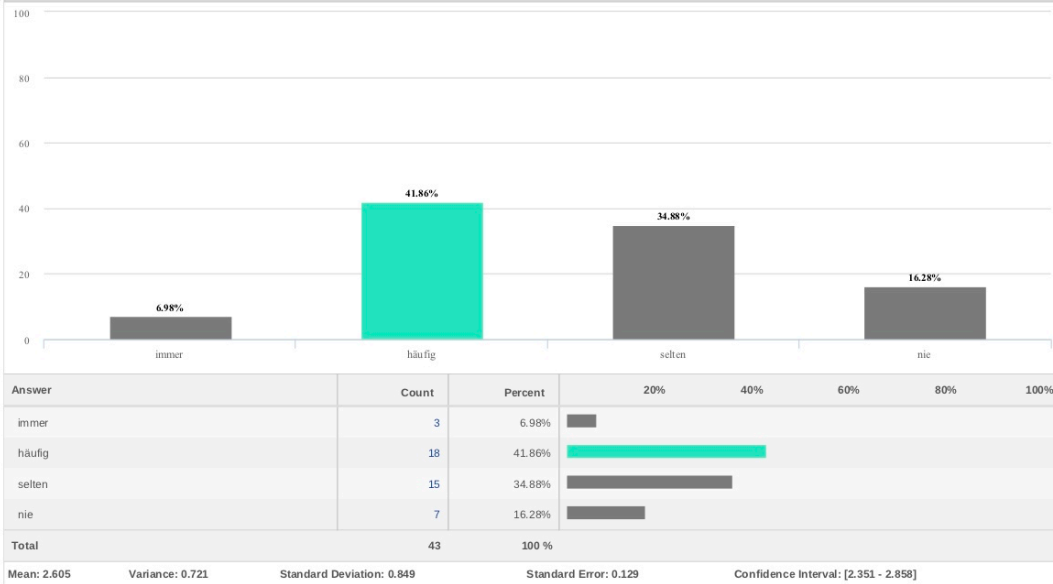


Question	Count	Score	immer	häufig	selten	nie
Selbsterstellte Playlists	43	2.02	[Bar chart showing distribution]			
Alben	43	2.6	[Bar chart showing distribution]			
Charts	43	2.77	[Bar chart showing distribution]			
Neuerscheinungen/ Neuheiten	43	2.51	[Bar chart showing distribution]			
Von Ihnen unabhängig erstellte Play lists	43	2.72	[Bar chart showing distribution]			
Nach Genre geordnete Musik	43	2.98	[Bar chart showing distribution]			
Auf Ihrem Musikgeschmack basierende "Radiosender"	43	2.91	[Bar chart showing distribution]			
Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Empfehlungen	43	2.51	[Bar chart showing distribution]			
Musik über Funktionen wie "Entdecken" oder "Stöbern"	43	2.84	[Bar chart showing distribution]			
"Radiosender" basierend auf Songs/ Alben/ Künstlern, etc.	43	2.95	[Bar chart showing distribution]			
Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Playlists	43	2.4	[Bar chart showing distribution]			
Average		2.66				

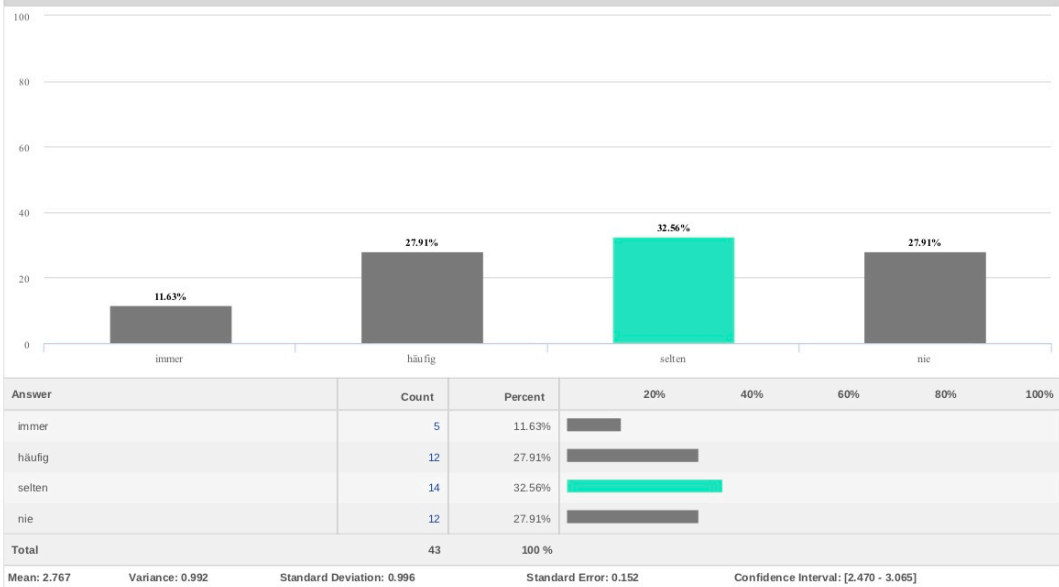
Frage 6f(1): Selbsterstellte Playlists



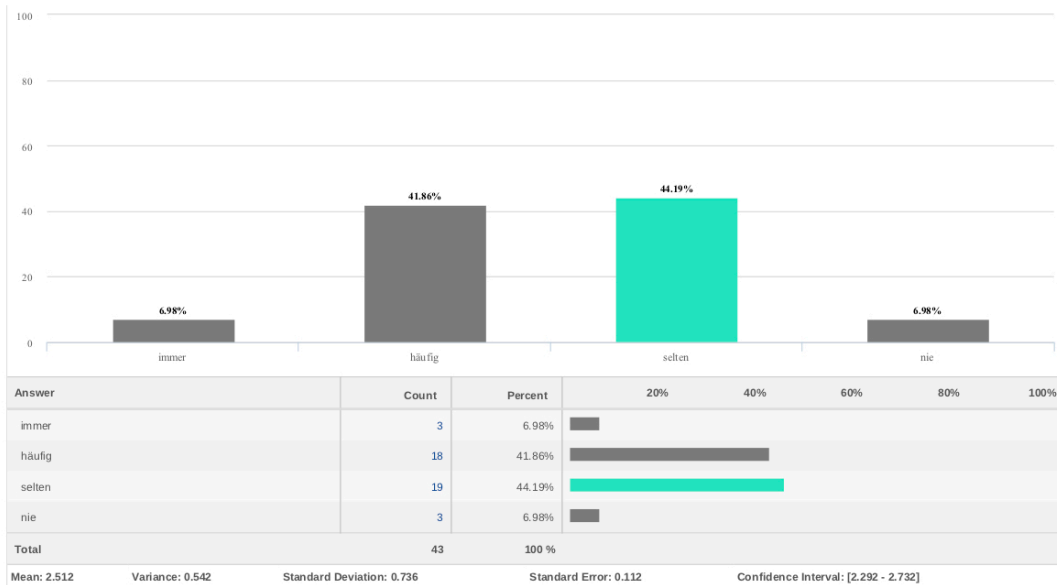
Frage 6f(2): Alben



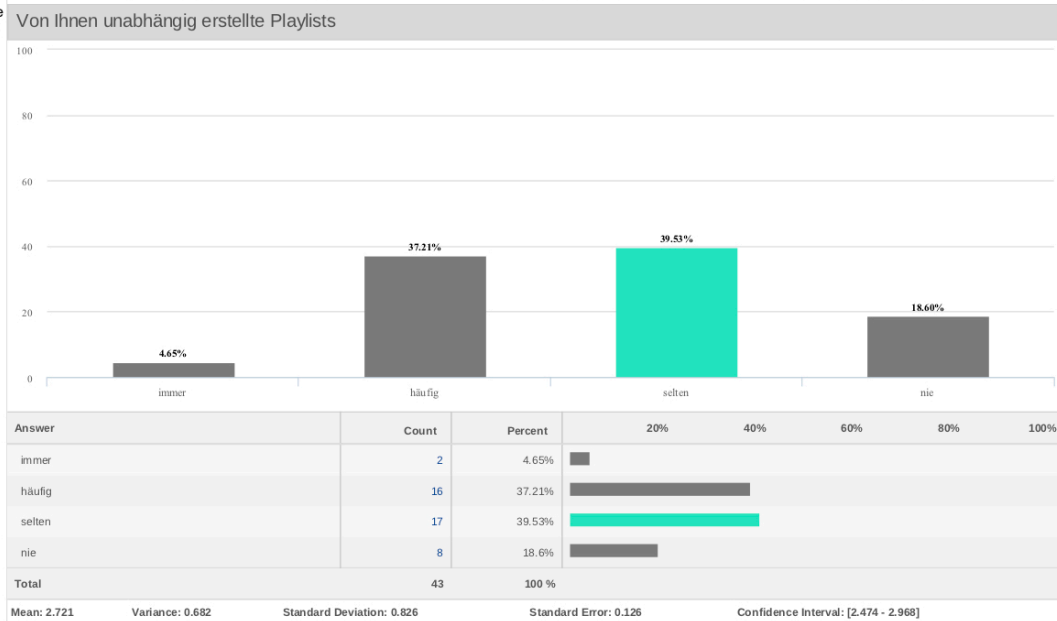
Frage 6f(3): Charts



Frage 6f(4): Neuerscheinungen/ Neuheiten

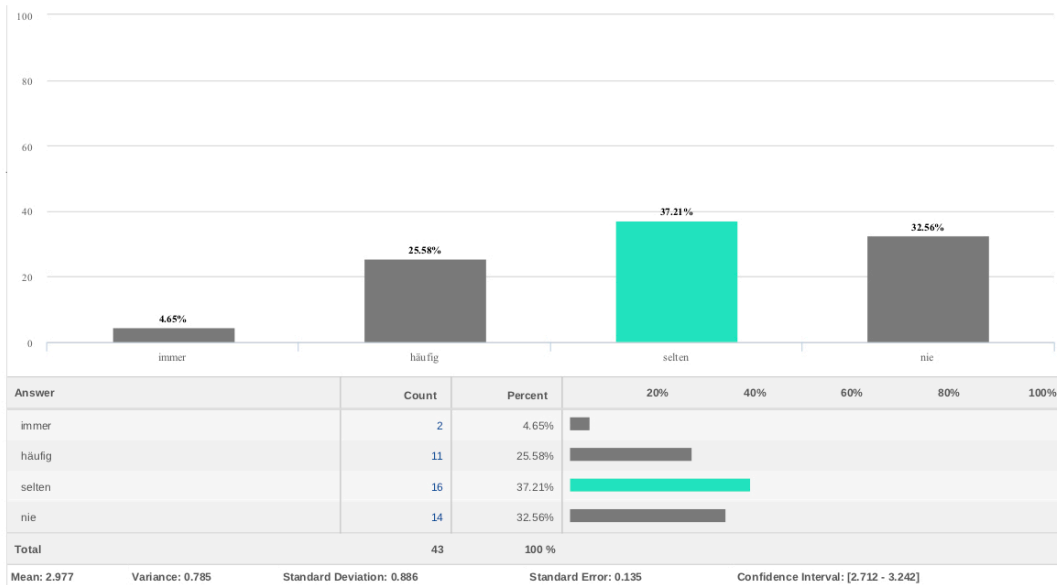


Frage 6f(5):

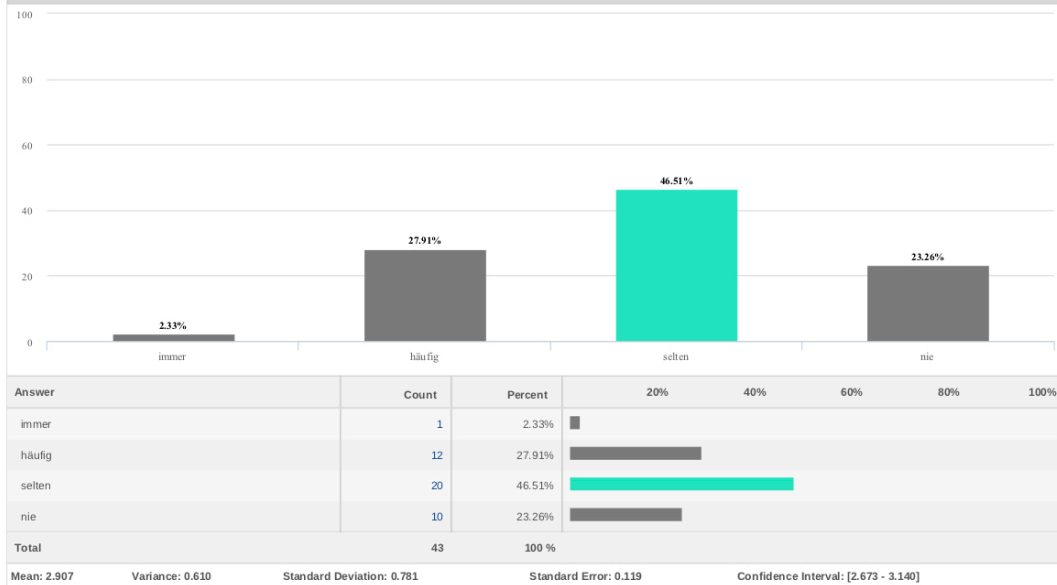


Frage 6f(6):

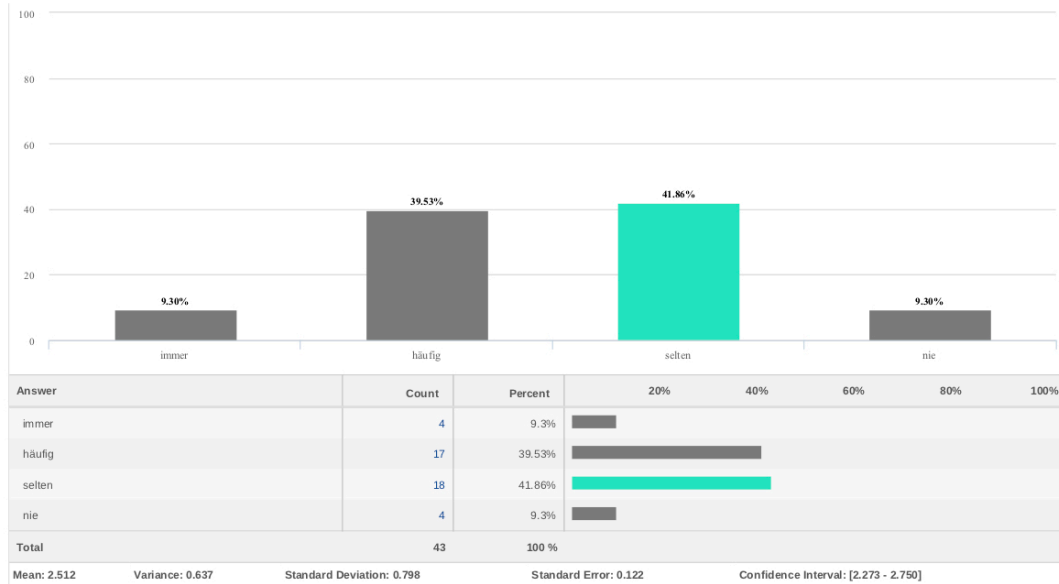
Nach Genre geordnete Musik



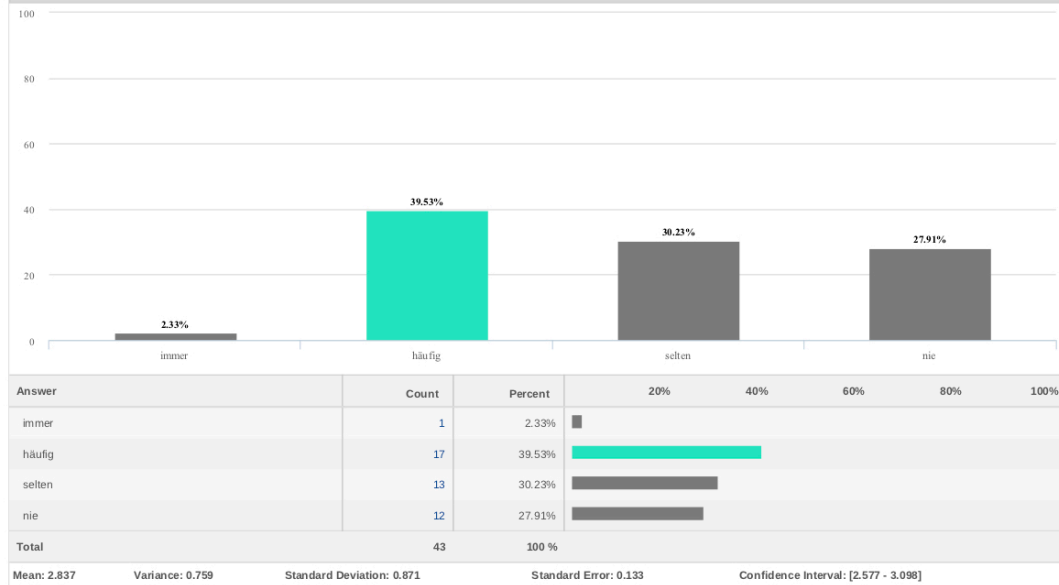
Frage 6f(7): Auf Ihrem Musikgeschmack basierende "Radiosender"



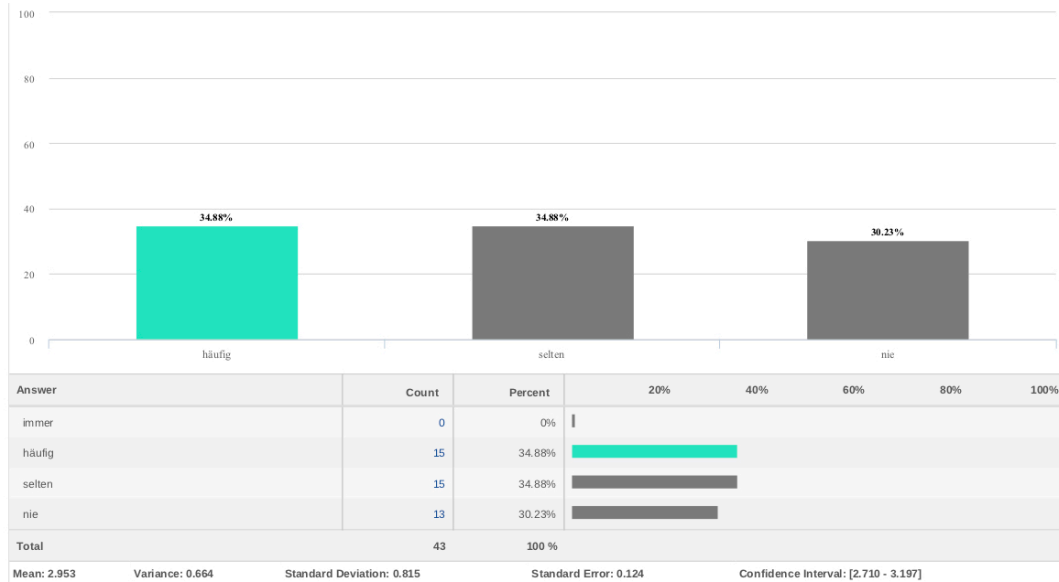
Frage 6f(8): Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Empfehlungen



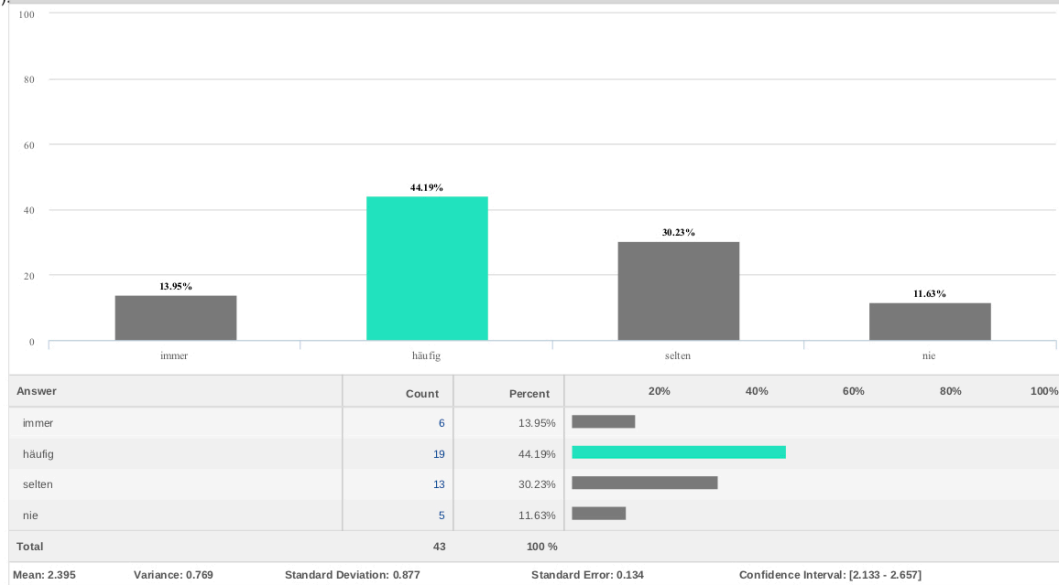
Frage 6f(9): Musik über Funktionen wie "Entdecken" oder "Stöbern"



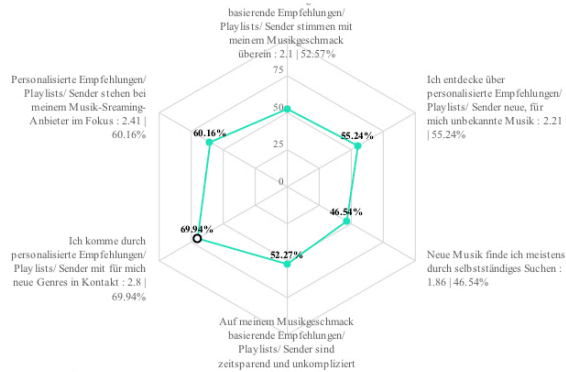
Frage 6f(10): "Radiosender" basierend auf Songs/ Alben/ Künstlern, etc.



Frage 6f(11): Auf Ihrem Musikgeschmack basierende Playlists

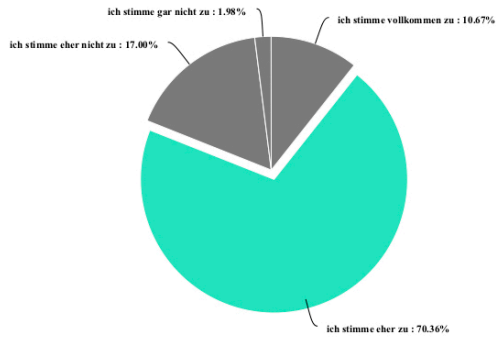


Frage 7: Nehmen Sie Stellung zu den folgenden Aussagen:



Question	Count	Score	ich stimme vollkommen zu	ich stimme eher zu	ich stimme eher nicht zu	ich stimme gar nicht zu
Auf meinem Musikgeschmack basierende Empfehlungen/ Playlists/ Sender stimmen mit meinem Musikgeschmack überein	253	2.1				
Ich entdecke über personalisierte Empfehlungen/ Playlists/ Sender neue, für mich unbekannte Musik	253	2.21				
Neue Musik finde ich meistens durch selbstständiges Suchen	253	1.86				
Auf meinem Musikgeschmack basierende Empfehlungen/ Playlists/ Sender sind zeitsparend und unkompliziert	253	2.09				
Ich komme durch personalisierte Empfehlungen/ Playlists/ Sender mit für mich neue Genres in Kontakt	252	2.8				
Personalisierte Empfehlungen/ Playlists/ Sender stehen bei meinem Musik-Streaming-Anbieter im Fokus	251	2.41				
<b>Average</b>		<b>2.25</b>				

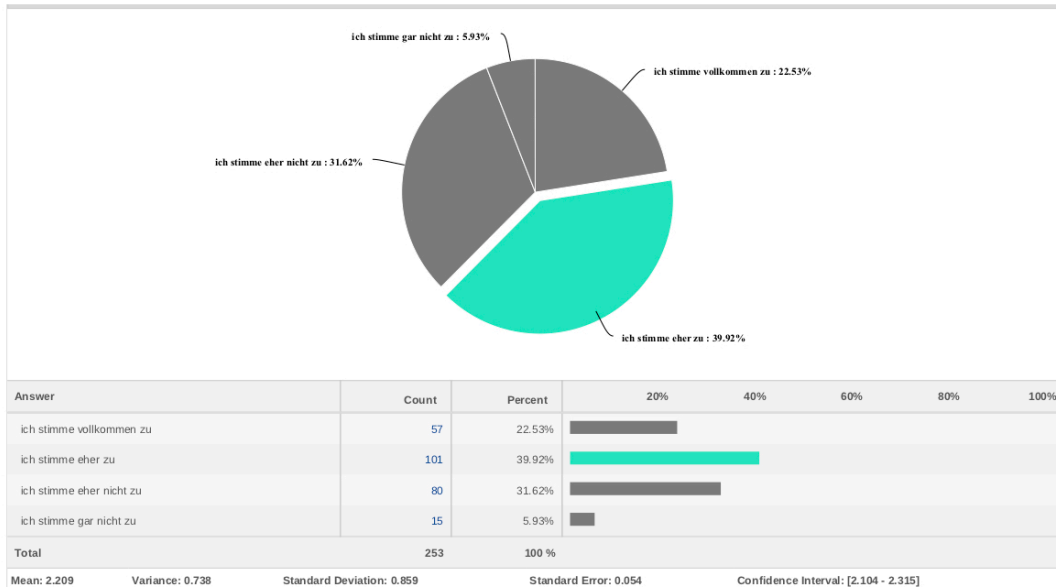
Frage 7(1): Auf meinem Musikgeschmack basierende Empfehlungen/ Playlists/ Sender stimmen mit meinem Musikgeschmack überein



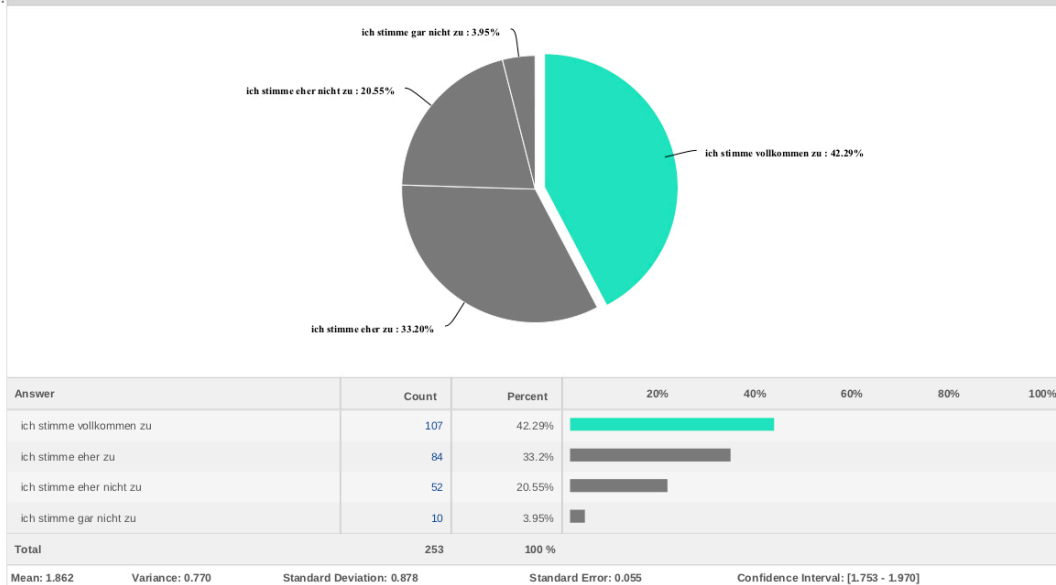
Answer	Count	Percent	20%	40%	60%	80%	100%
ich stimme vollkommen zu	27	10.67%					
ich stimme eher zu	178	70.36%					
ich stimme eher nicht zu	43	17%					
ich stimme gar nicht zu	5	1.98%					
<b>Total</b>	<b>253</b>	<b>100 %</b>					

Mean: 2.103 Variance: 0.347 Standard Deviation: 0.589 Standard Error: 0.037 Confidence Interval: [2.030 - 2.175]

Frage 7(2): Ich entdecke über personalisierte Empfehlungen/ Playlists/ Sender neue, für mich unbekannte Musik

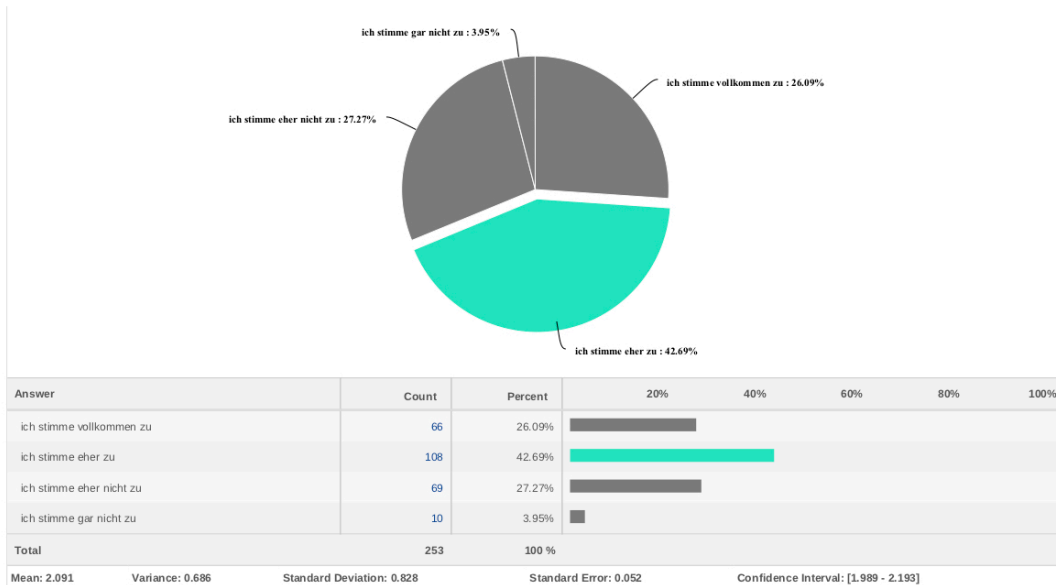


Frage 7(3): Neue Musik finde ich meistens durch selbstständiges Suchen

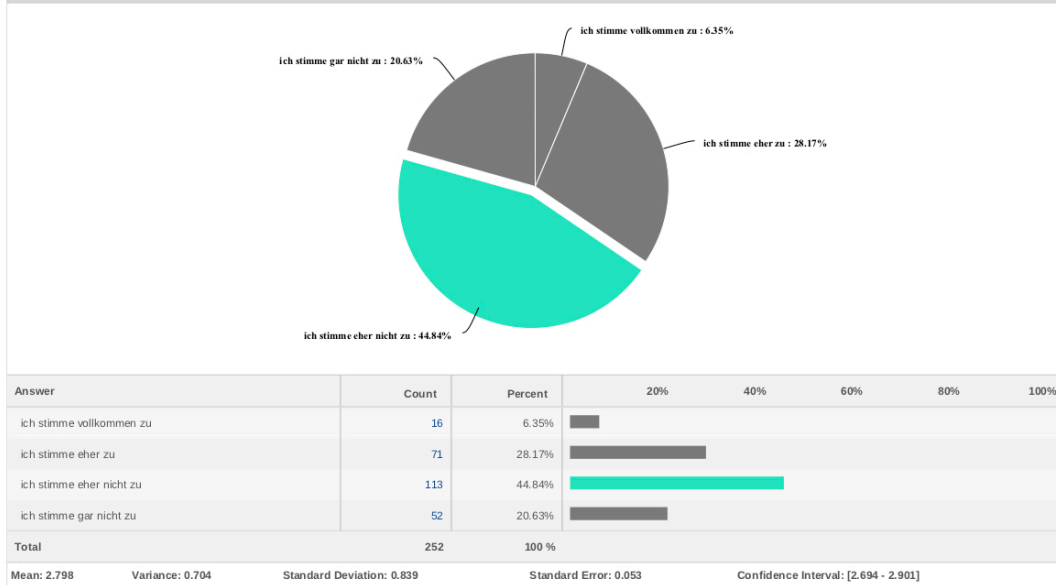


Frage 7(4): Auf meinem Musikgeschmack basierende Empfehlungen/ Playlists/ Sender sind zeitsparend und unkompliziert

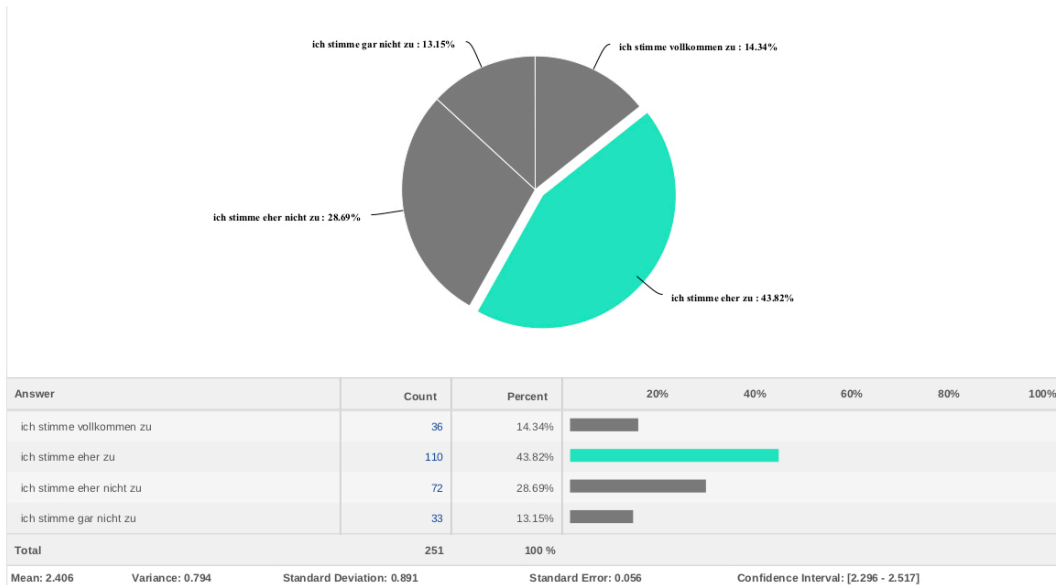




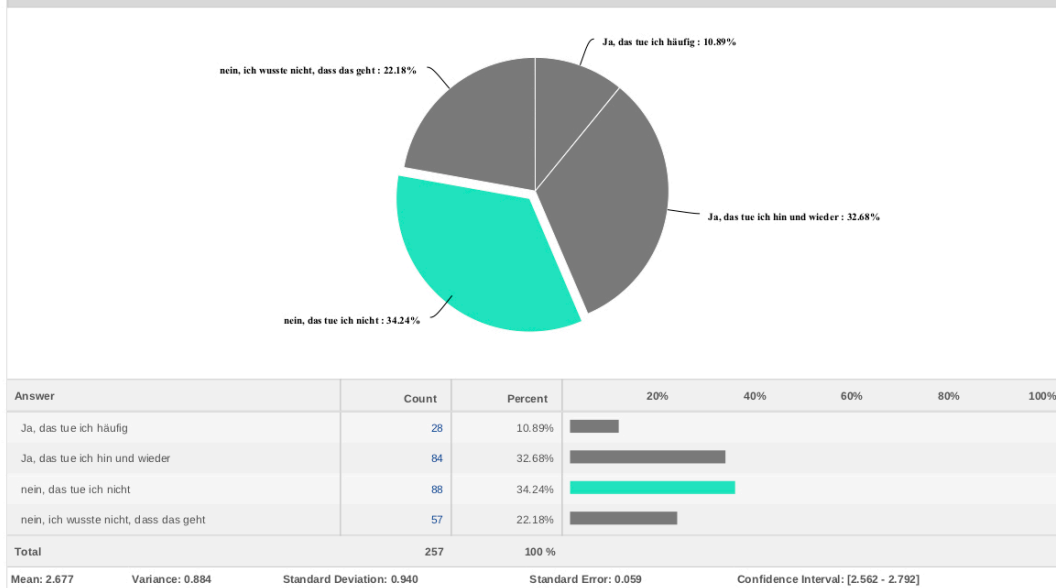
Frage 7(5): Ich komme durch personalisierte Empfehlungen/ Playlists/ Sender mit für mich neue Genres in Kontakt



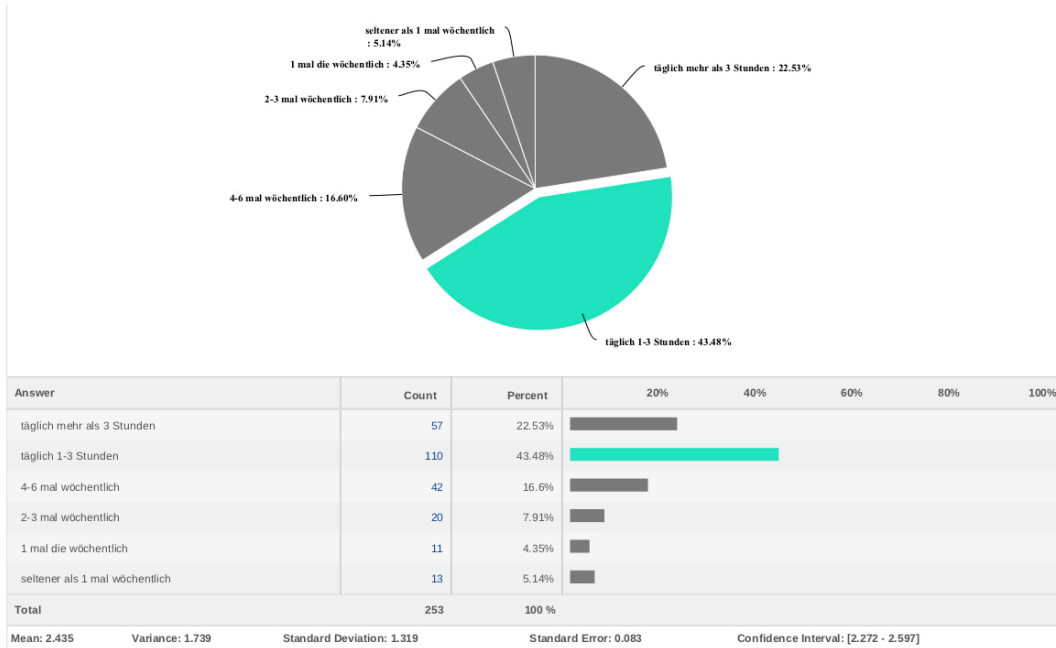
Frage 7(6): Personalisierte Empfehlungen/ Playlists/ Sender stehen bei meinem Musik-Streaming-Anbieter im Fokus



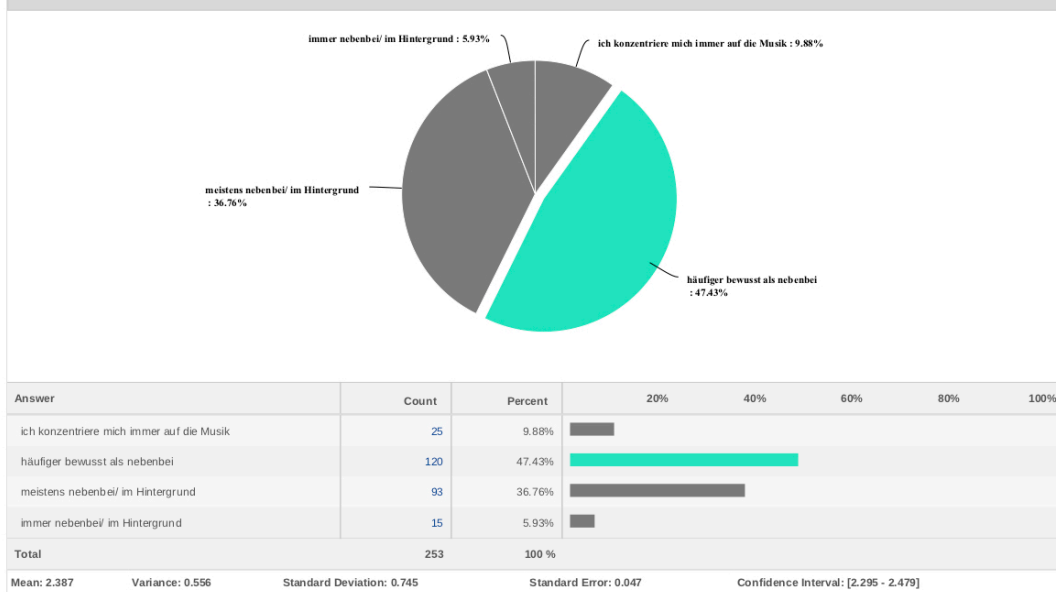
Frage 8: Unterstützen Sie den Anbieter dabei Ihren Musikgeschmack zu analysieren, indem Sie Songs bewerten? (Beispielsweise durch "Daumen hoch", "Daumen runter" oder "Herz")



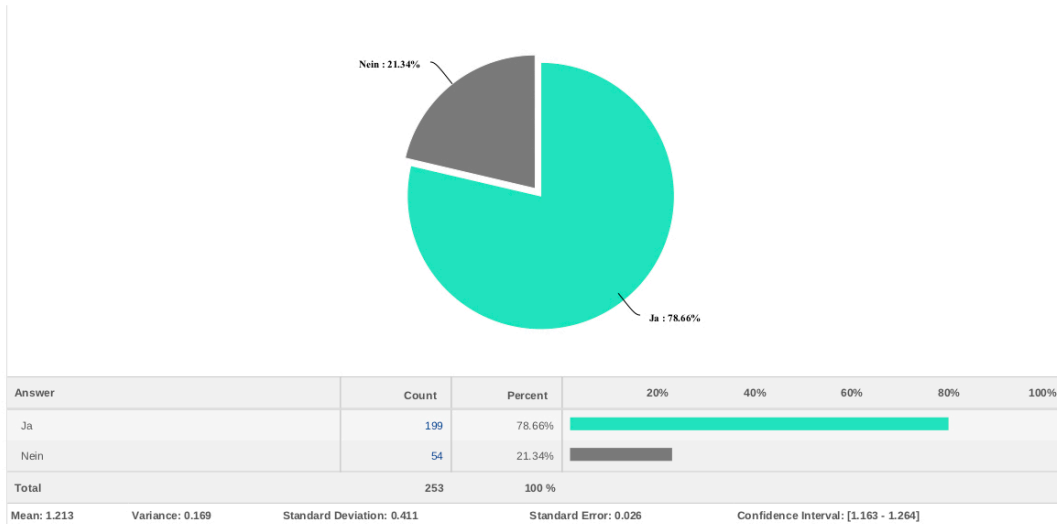
Frage 9: Wie häufig nutzen Sie Musik-Streaming-Dienste um Musik zu hören?



Frage 10: Hören Sie Musik über Musik-Streaming-Dienste bewusst oder nebenbei?



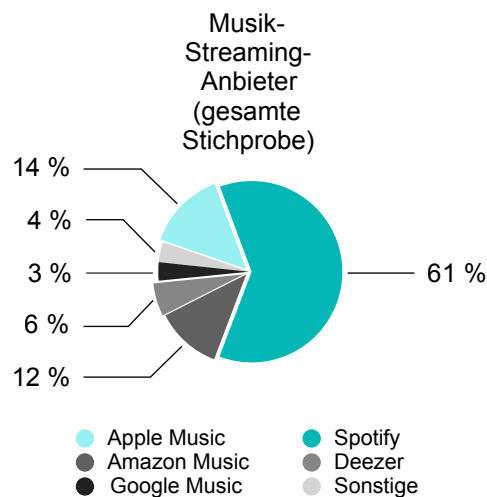
Frage 11: Nutzen Sie eine kostenpflichtige Version eines Musik-Streaming-Dienstes?



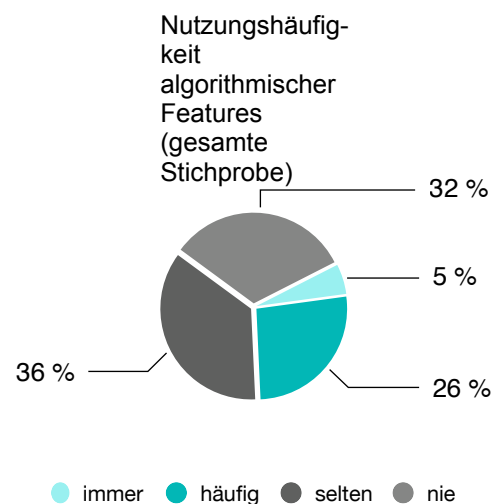
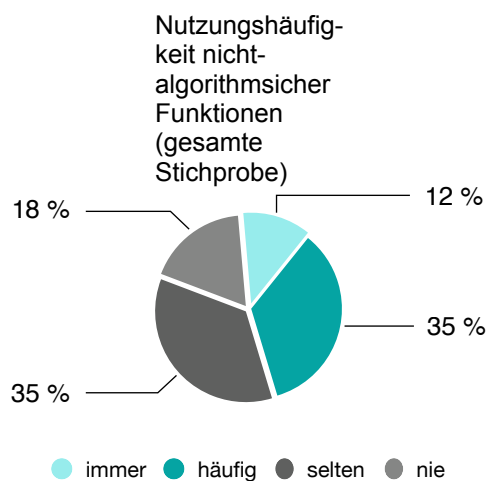
## Anhang 2

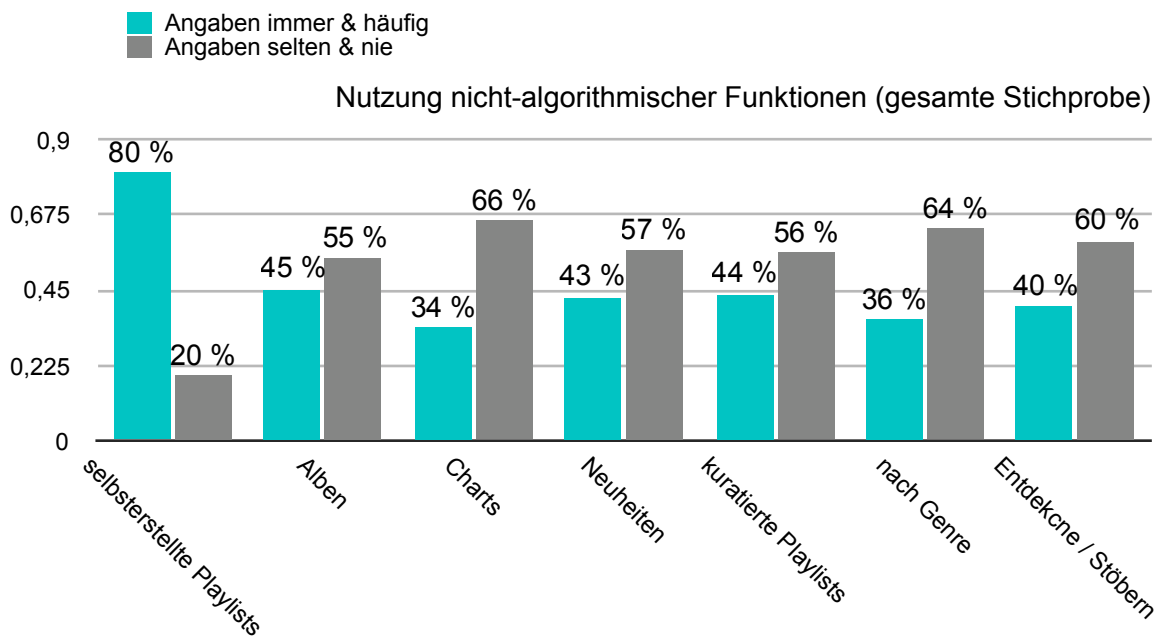
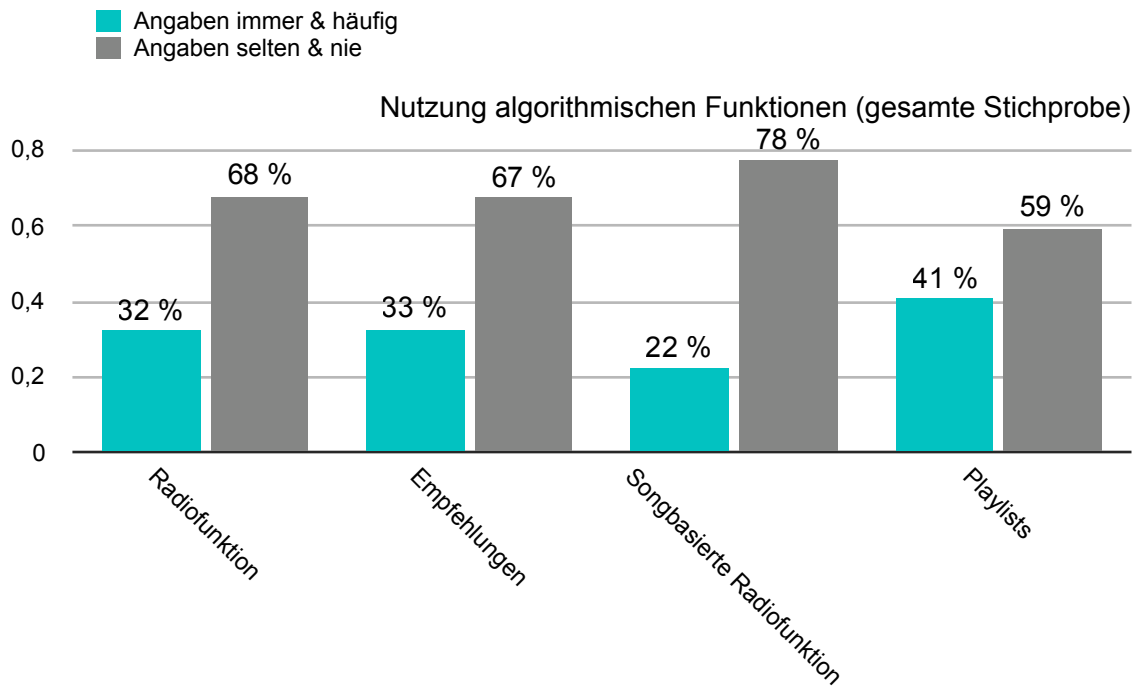
### Eigene Auswertung der Online-Befragung mithilfe der Filtereinstellung und Auswertung von der Software QuentionPro

#### • Überblick



#### • Untersuchung der ersten Fragestellung: Werden Empfehlungssysteme der Musik-Streaming-Anbieter von allen Nutzern gleich stark genutzt?

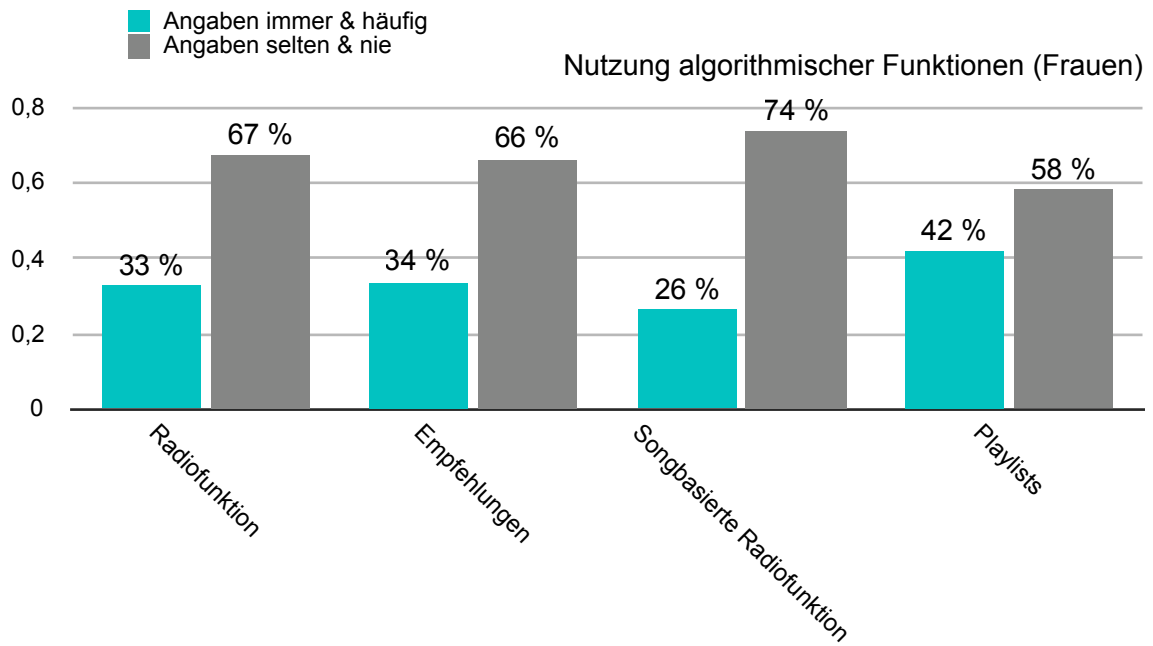
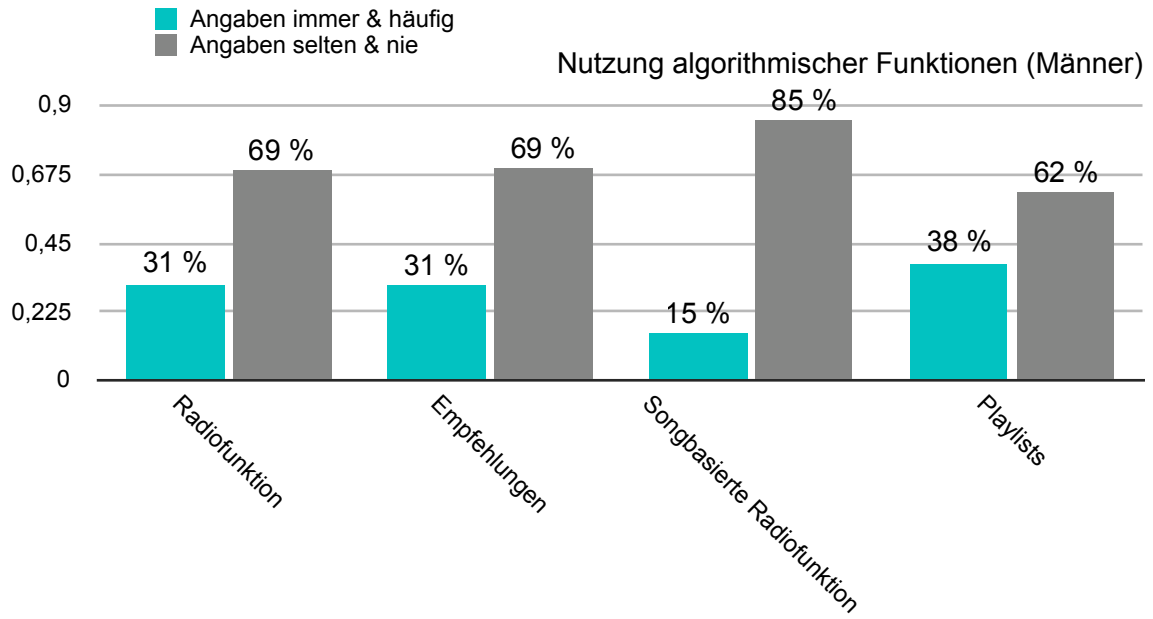




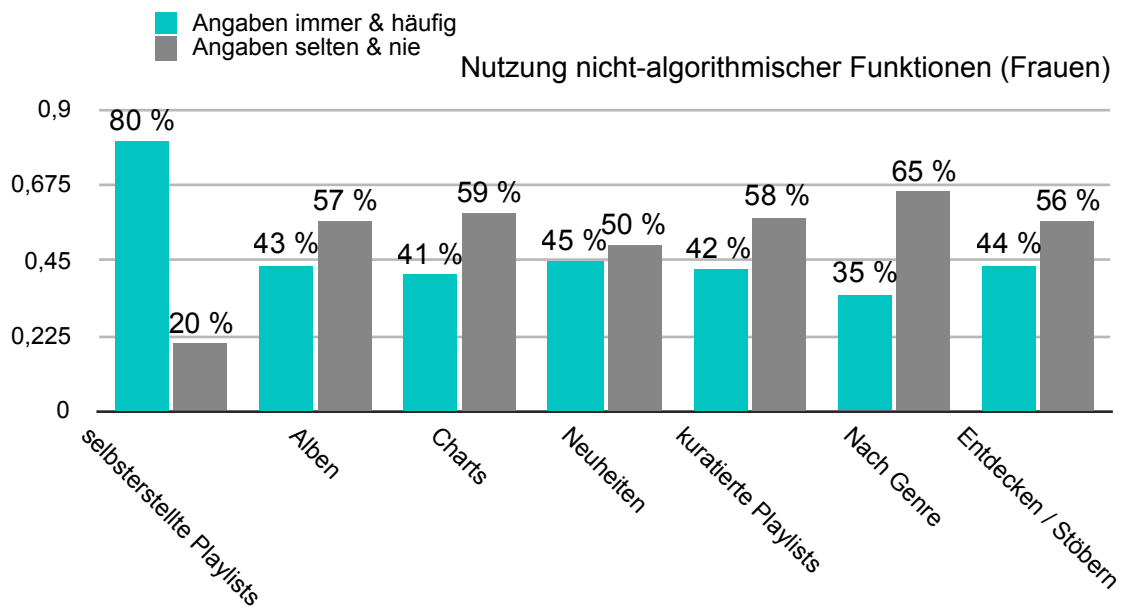
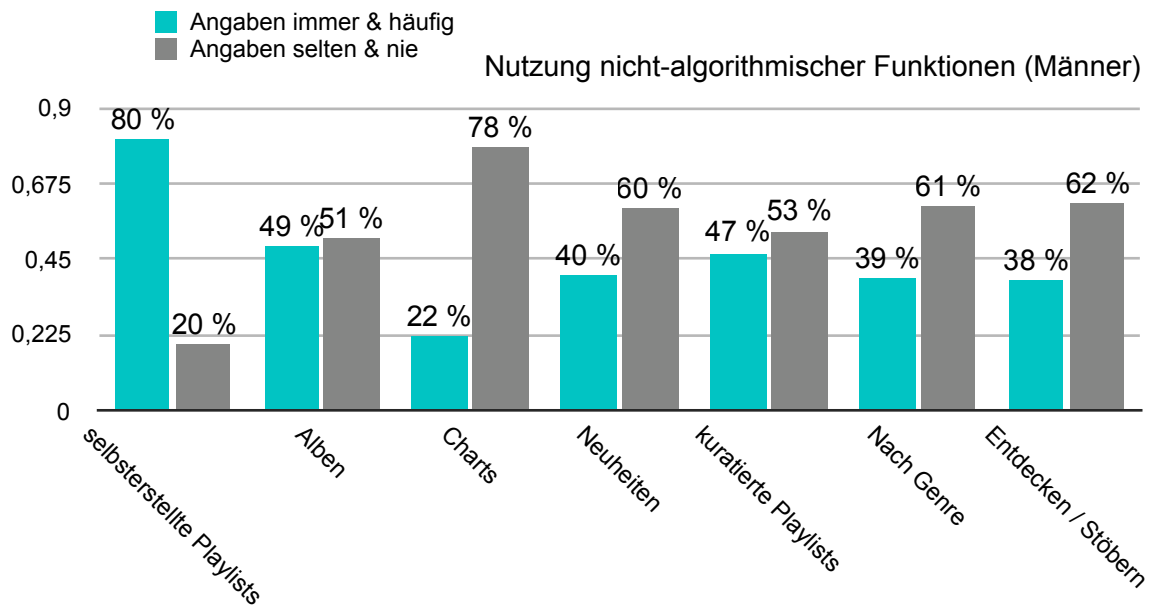
• Männer und Frauen

Nutzungshäufigkeit algorithmischer Funktionen (Männer)					
Algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Radiofunktion	9	18	30	29	86
Empfehlung	6	21	36	25	88
sonbasierte Radiofunktion	2	10	29	38	79
Playlists	9	19	27	18	73
<b>Gesamt</b>	<b>26</b>	<b>68</b>	<b>122</b>	<b>110</b>	<b>326</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>7,97 %</b>	<b>20,87 %</b>	<b>37,42 %</b>	<b>33,74 %</b>	<b>100 %</b>

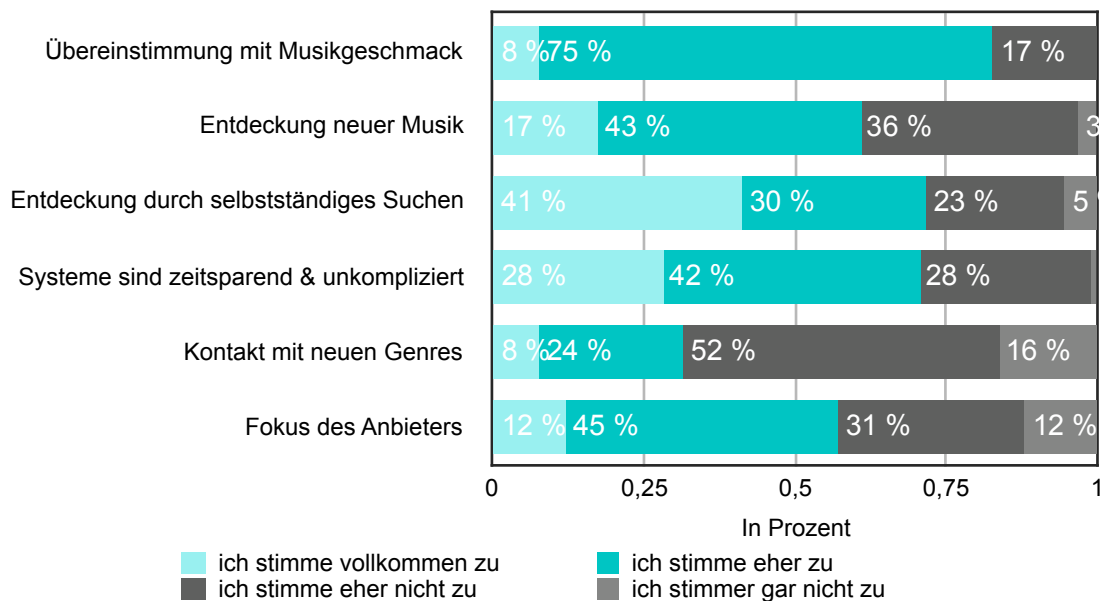
Gesamtnutzung algorithmischer Funktionen (Frauen)					
Algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Radiofunktion	7	42	58	42	149
Empfehlung	8	46	69	37	160
Songbasierte Radiofunktion	1	38	37	72	148
Playlists	7	47	40	35	129
<b>Gesamt</b>	<b>23</b>	<b>173</b>	<b>204</b>	<b>186</b>	<b>586</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>3,93 %</b>	<b>29,52 %</b>	<b>34,81 %</b>	<b>31,74 %</b>	<b>100 %</b>



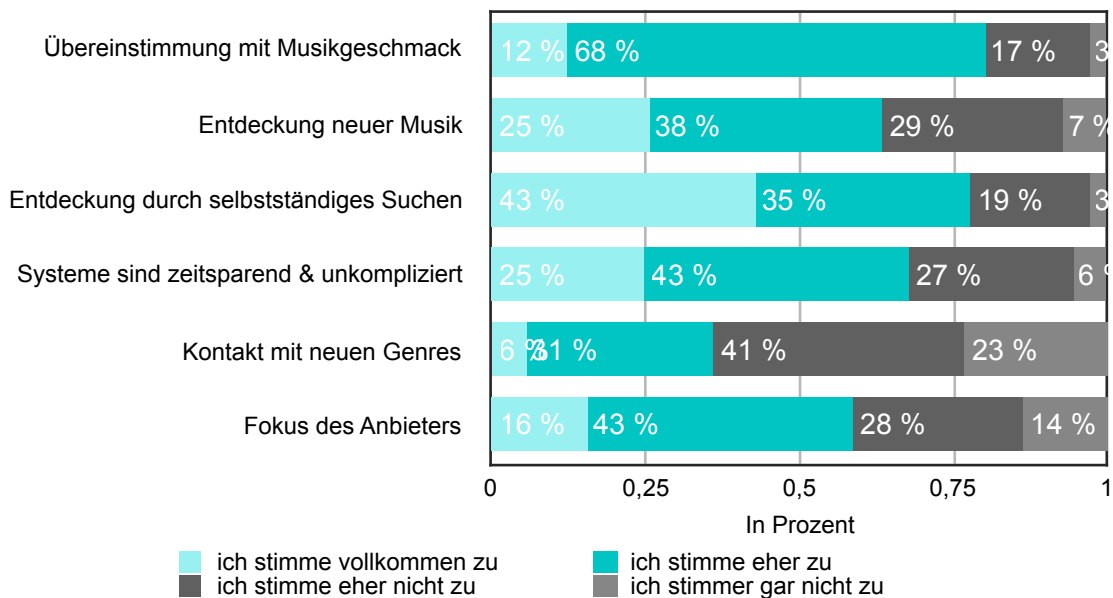




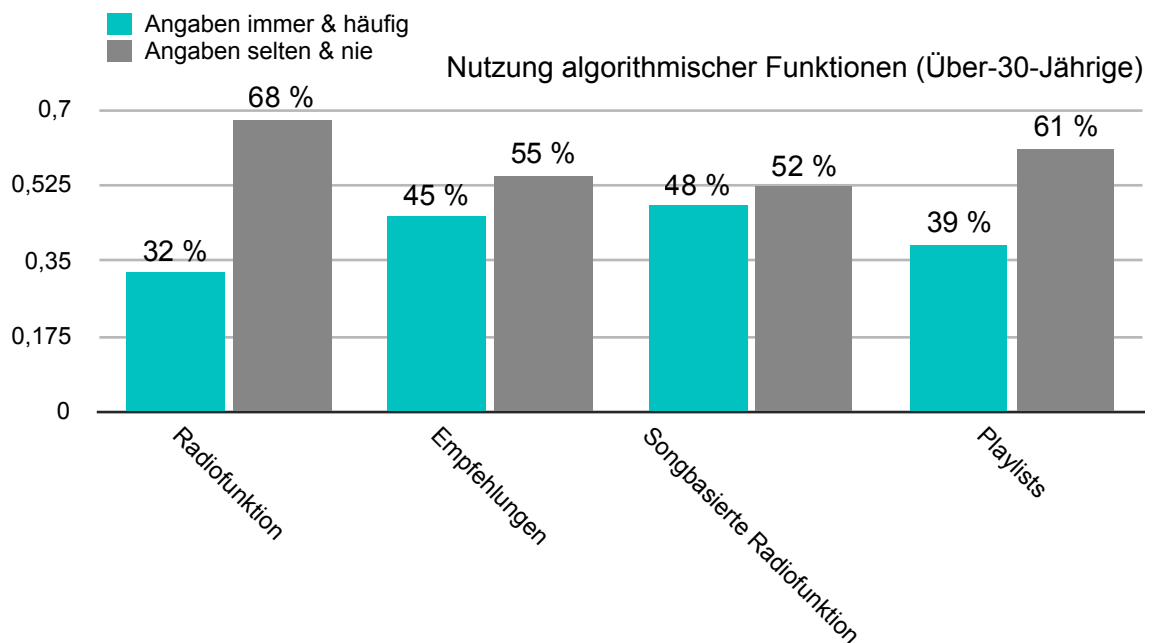
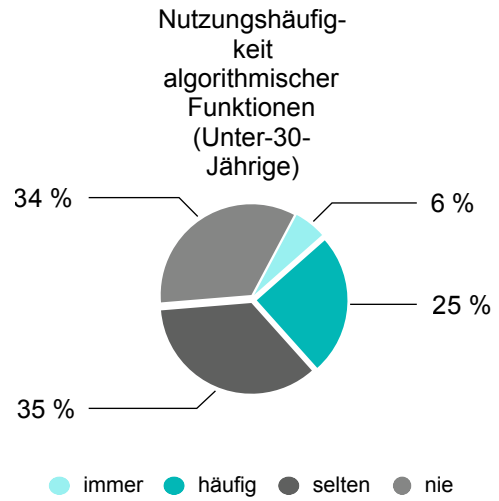
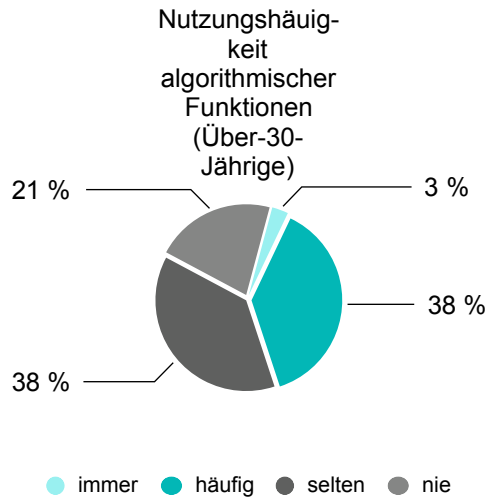
### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Männer)

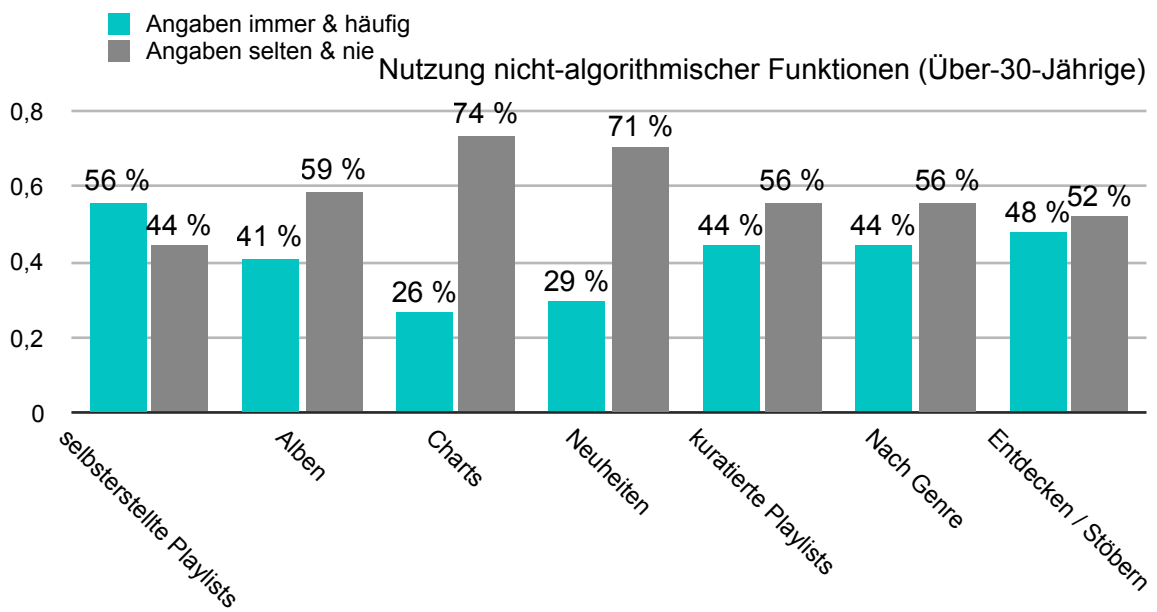
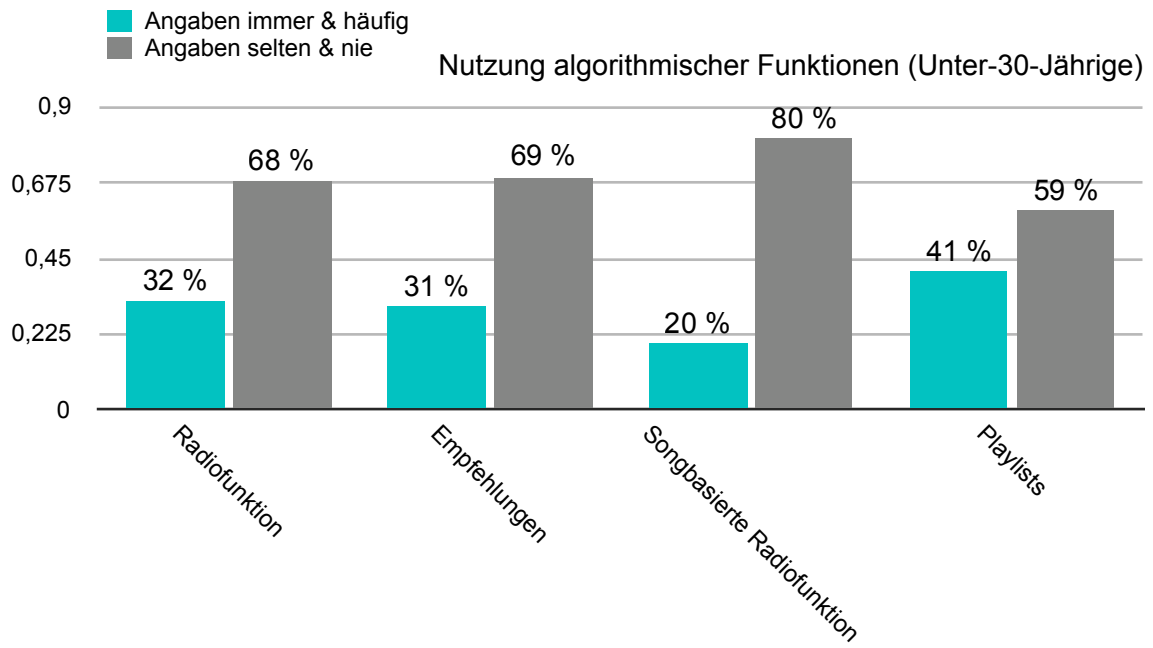


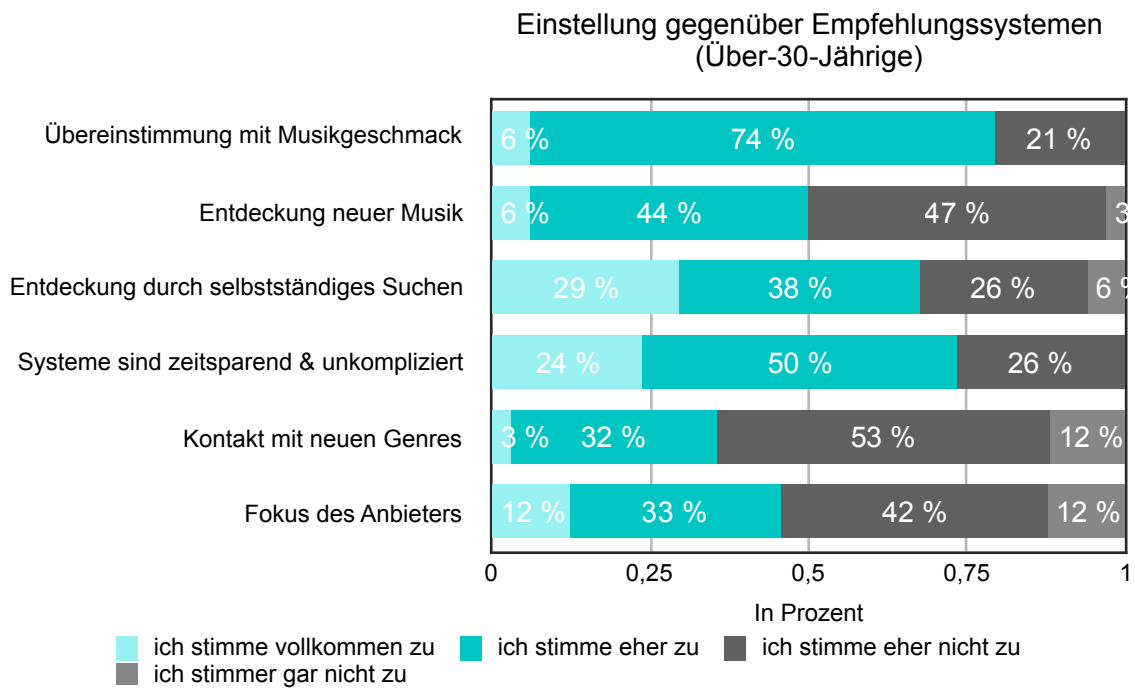
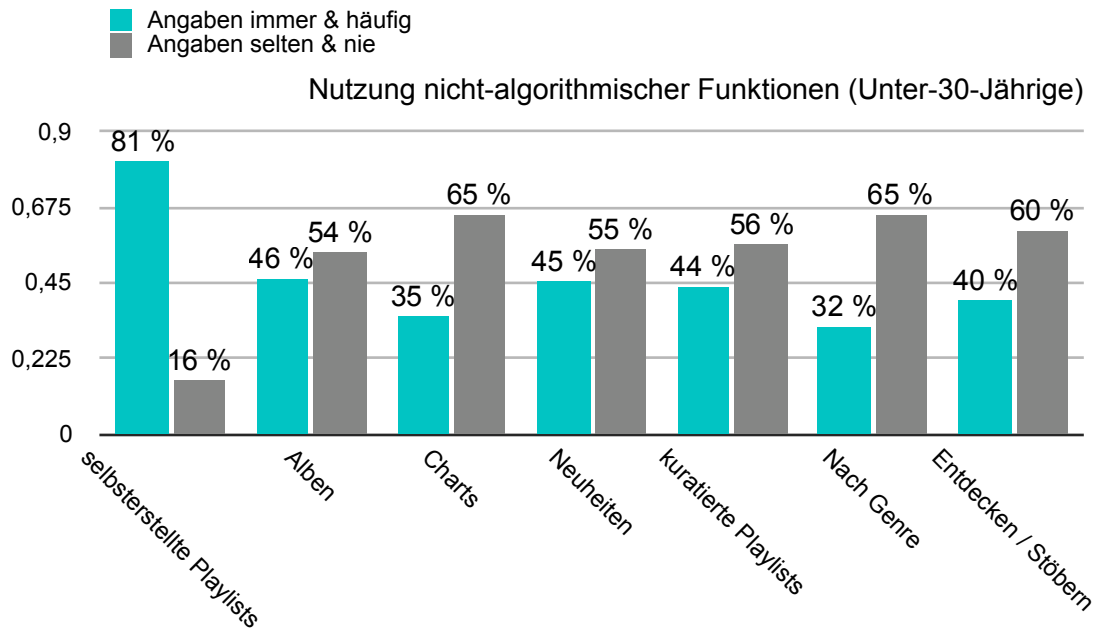
### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Frauen)



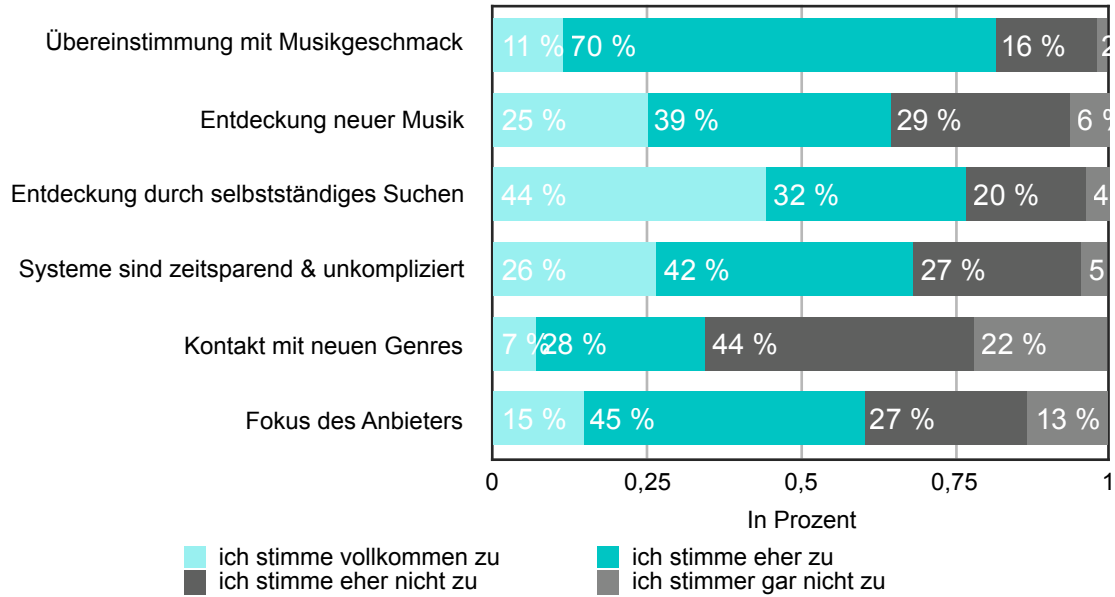
• **Unter-30-Jährige und Über-30-Jährige**





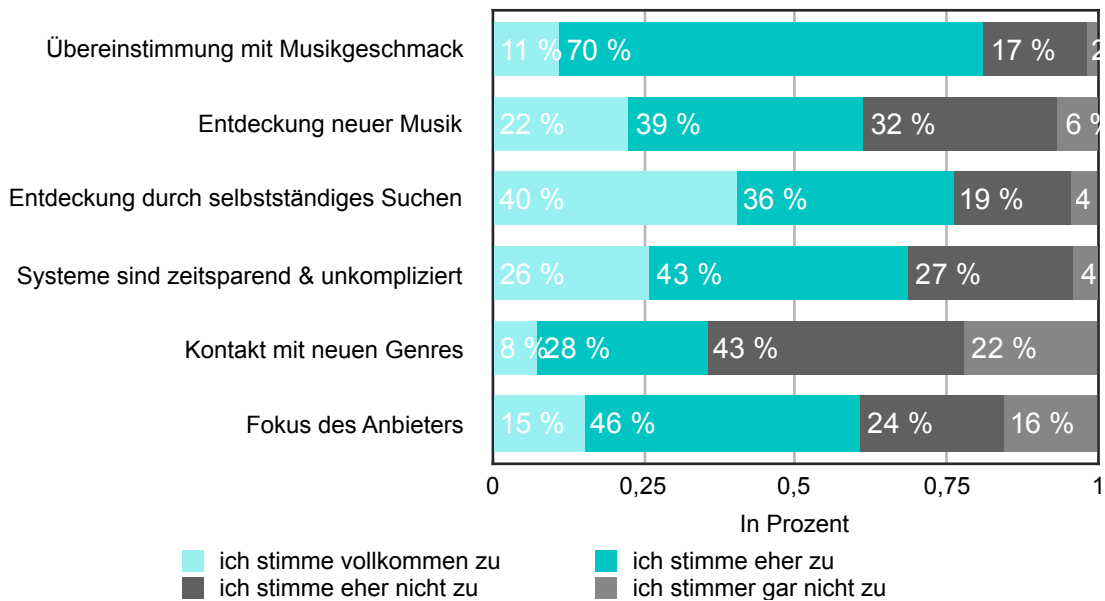


### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Unter-30-Jährige)

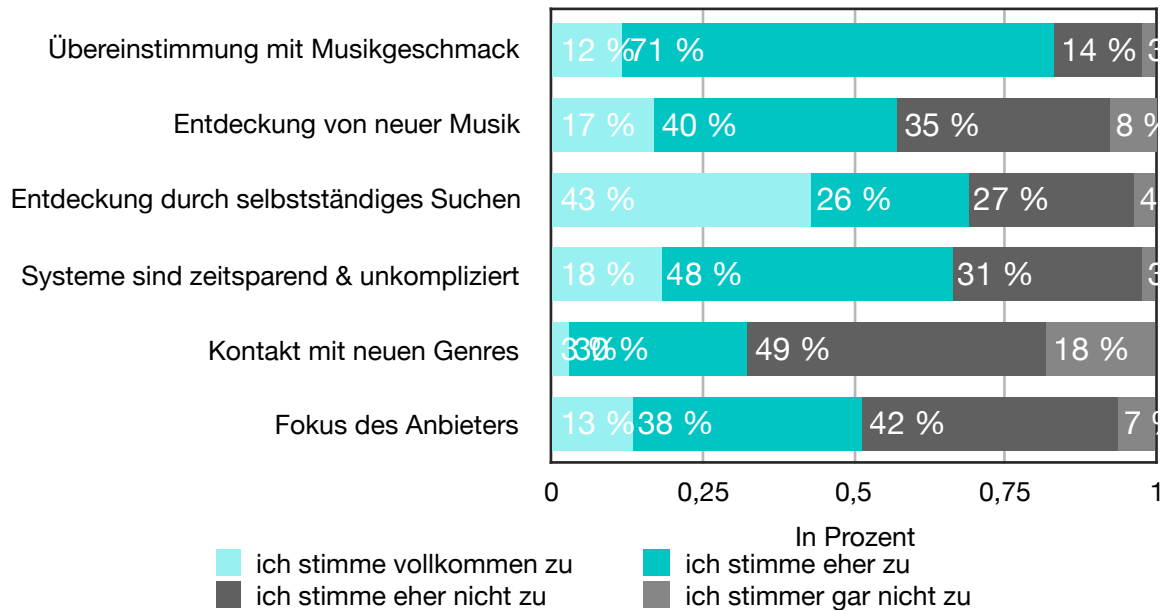


### • Anbieter mit schwachen und mit starkem Fokus auf Empfehlungssysteme

#### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Nutzer von Anbieter mit starkem Fokus)



### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Nutzer von Anbieter mit schwachem Fokus)



Gesamtnutzung algorithmischer Funktionen (Anbietern mit starkem Fokus)					
Algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Radiofunktion	15	58	75	64	212
Empfehlungen	12	50	85	54	201
Songbasierte Radiofunktion	1	42	55	90	188
Playlists	16	49	62	51	178
<b>Gesamt</b>	<b>44</b>	<b>199</b>	<b>277</b>	<b>259</b>	<b>779</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>5,65 %</b>	<b>25,54 %</b>	<b>35,56 %</b>	<b>33,25 %</b>	<b>100 %</b>

Gesamtnutzung algorithmischer Funktionen (Anbieter mit schwachem Fokus)					
Algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Radiofunktion	2	11	25	12	50
Empfehlungen	3	17	28	12	60
Songbasierte Radiofunktion	2	17	20	24	63
Playlists	6	16	13	3	38
<b>Gesamt</b>	<b>13</b>	<b>61</b>	<b>86</b>	<b>51</b>	<b>211</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>6,16 %</b>	<b>28,91 %</b>	<b>40,76 %</b>	<b>24,17 %</b>	<b>100 %</b>

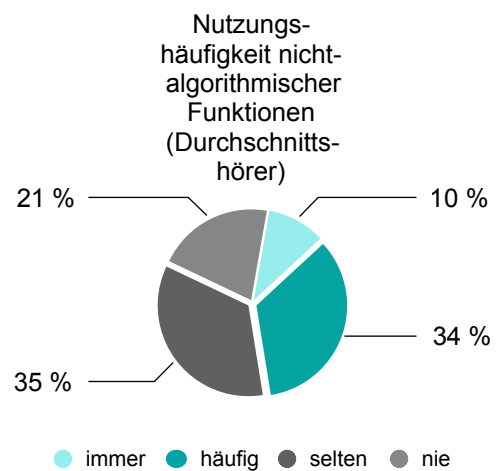
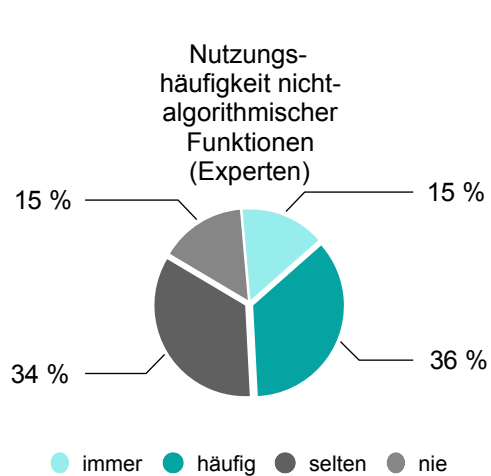
Gesamtnutzung algorithmischer Funktionen (Anbieter mit starkem Fokus)					
Nicht-algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Selbsterstellte Playlists	75	94	23	9	201
Alben	22	69	92	18	201
Charts	19	54	73	55	201
Neuheiten	19	66	94	22	201
Kuratierte Playlists	14	78	79	30	201
Nach Genre	9	65	67	60	201
Entdecken/Stöbern	1	16	16	12	45
<b>Gesamt</b>	<b>159</b>	<b>442</b>	<b>444</b>	<b>206</b>	<b>1.251</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>12,71 %</b>	<b>35,33 %</b>	<b>35,49 %</b>	<b>16,47 %</b>	<b>100 %</b>

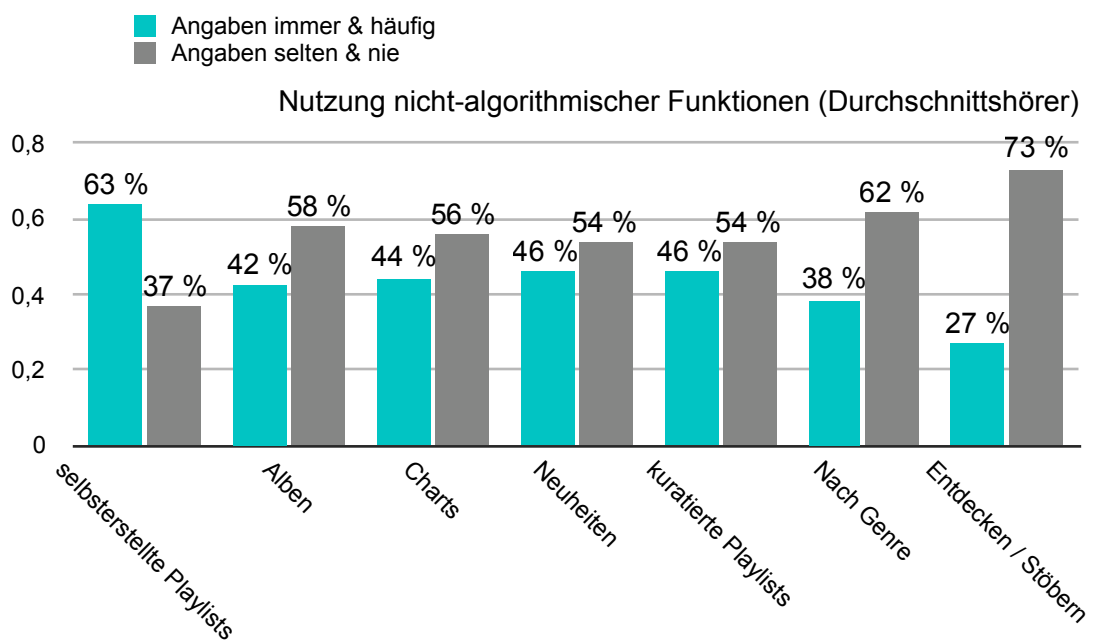
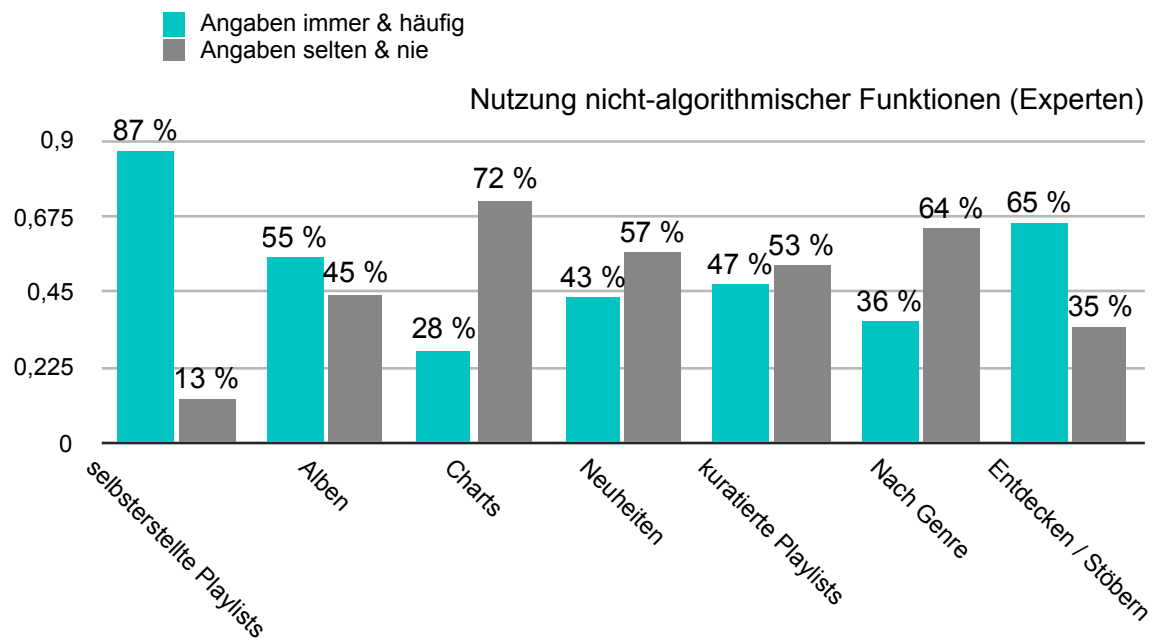


Gesamtnutzung nicht-algorithmischer Funktionen (Anbieter mit schwachem Fokus)					
Nicht-algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Selbsterstellte Playlists	21	33	16	6	76
Alben	6	32	33	5	76
Charts	6	19	34	17	76
Neuheiten	9	25	32	10	76
Kuratierte Playlists	6	26	27	17	76
Nach Genre	5	19	30	22	76
Entdecken / Stöbern	3	27	23	23	76
<b>Gesamt</b>	<b>56</b>	<b>181</b>	<b>195</b>	<b>100</b>	<b>532</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>10,52 %</b>	<b>34,02 %</b>	<b>36,66 %</b>	<b>18,8 %</b>	<b>100 %</b>

• Untersuchung der Hörertypologien

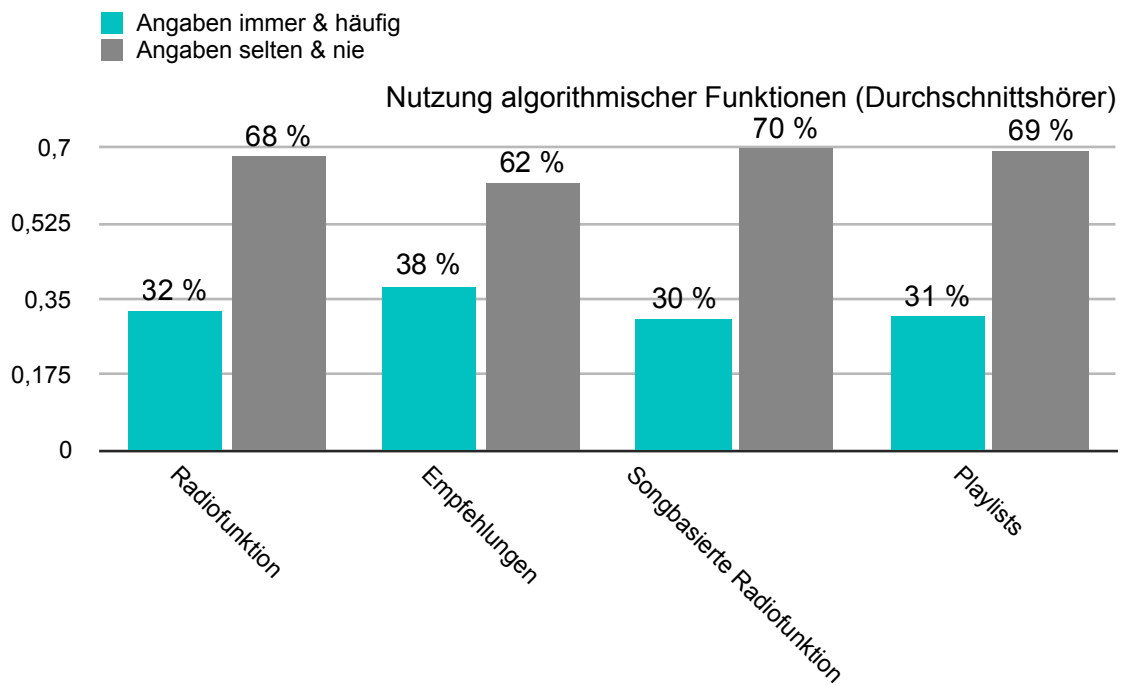
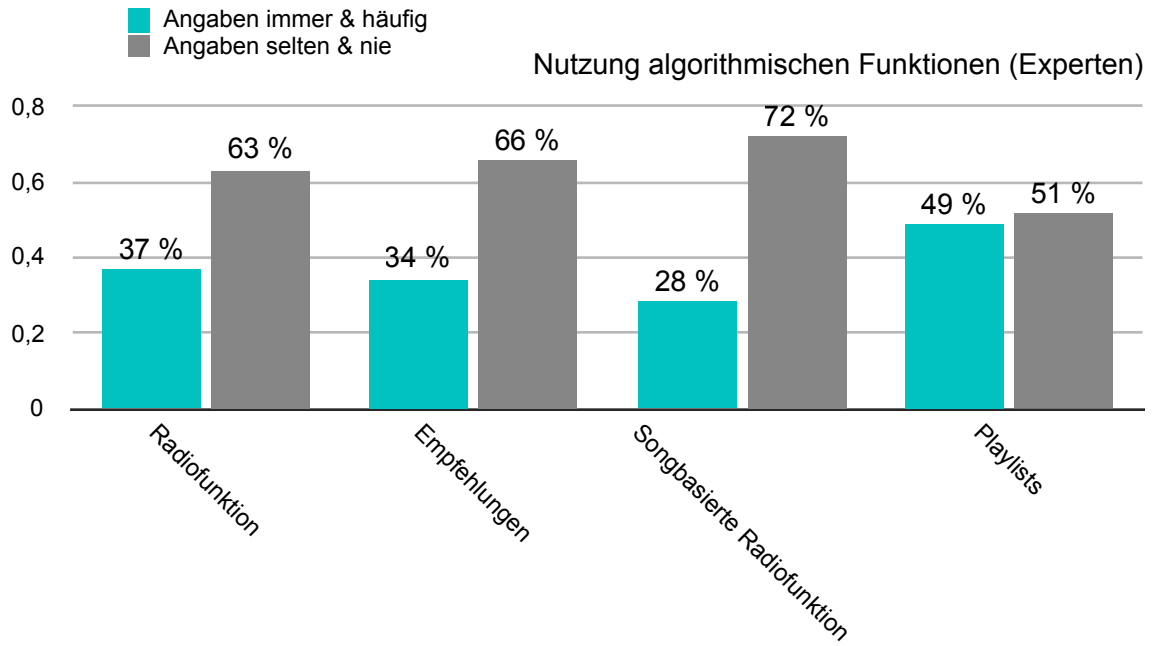
• Experten und Durchschnittshörer



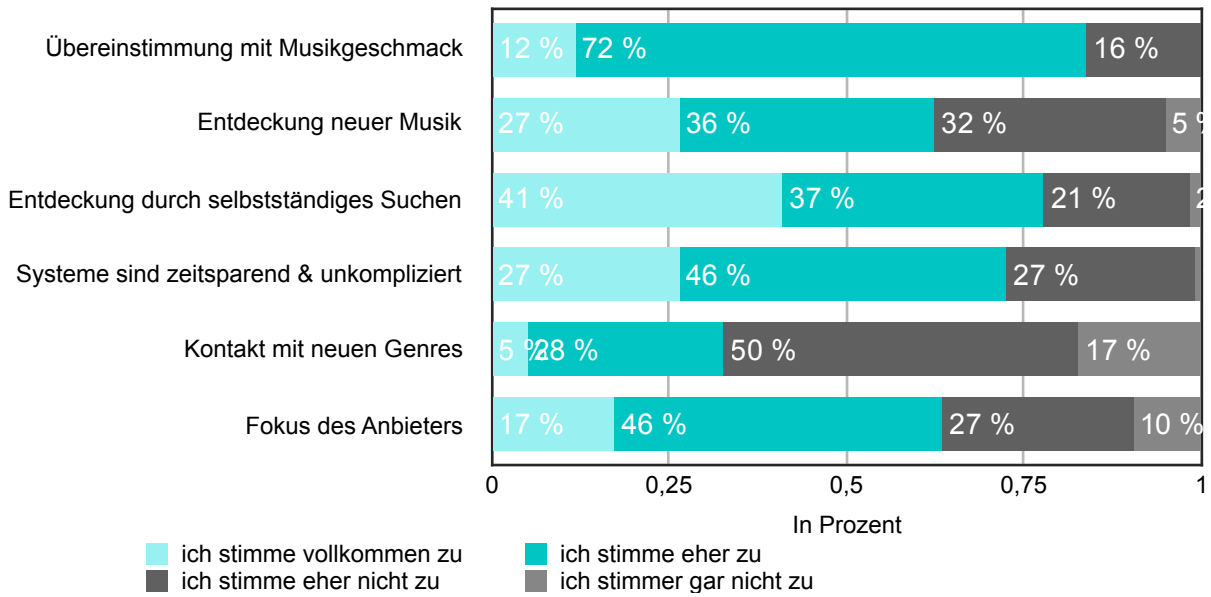


Gesamtnutzung algorithmischer Funktionen (Experten)					
Algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Radiofunktion	5	23	29	19	76
Empfehlungen	2	26	42	12	82
Songasierte Radiofunktion	1	21	22	34	78
Playlists	5	28	20	15	68
<b>Gesamt</b>	<b>13</b>	<b>98</b>	<b>113</b>	<b>80</b>	<b>304</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>4,28 %</b>	<b>32,24 %</b>	<b>37,17 %</b>	<b>26,31 %</b>	<b>100 %</b>

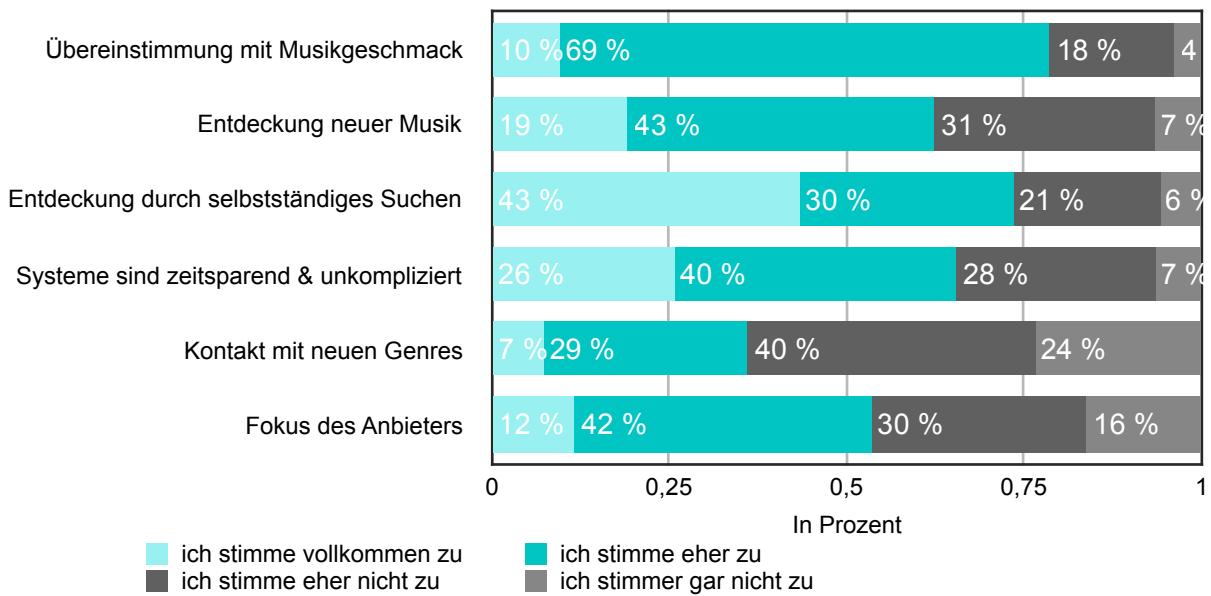
Gesamtnutzung algorithmischer Funktionen (Durchschnittshörer)					
Algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Radiofunktion	5	11	16	18	50
Empfehlungen	4	15	18	13	50
Songbasierte Radiofunktion	1	12	11	19	43
Playlists	2	10	14	13	39
<b>Gesamt</b>	<b>12</b>	<b>48</b>	<b>59</b>	<b>63</b>	<b>182</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>6,59 %</b>	<b>26,37 %</b>	<b>32,42 %</b>	<b>32,42 %</b>	<b>100 %</b>



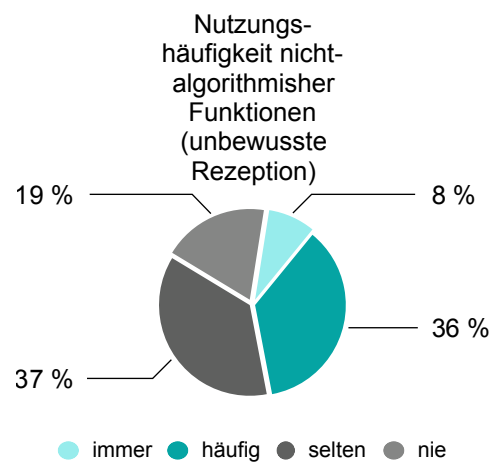
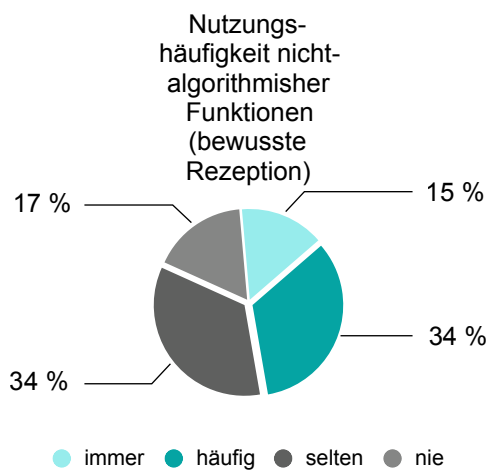
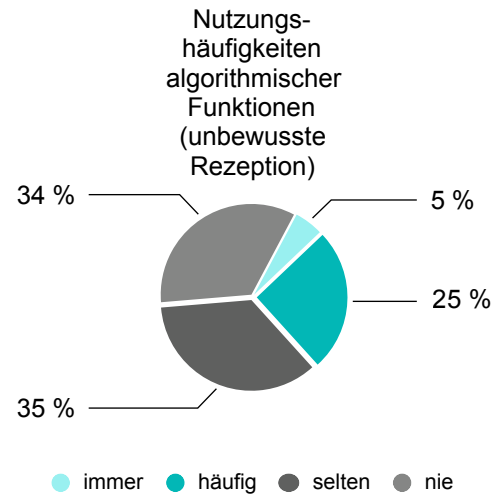
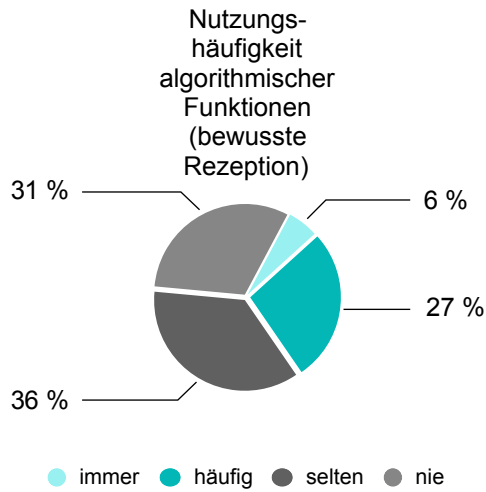
### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Experten)

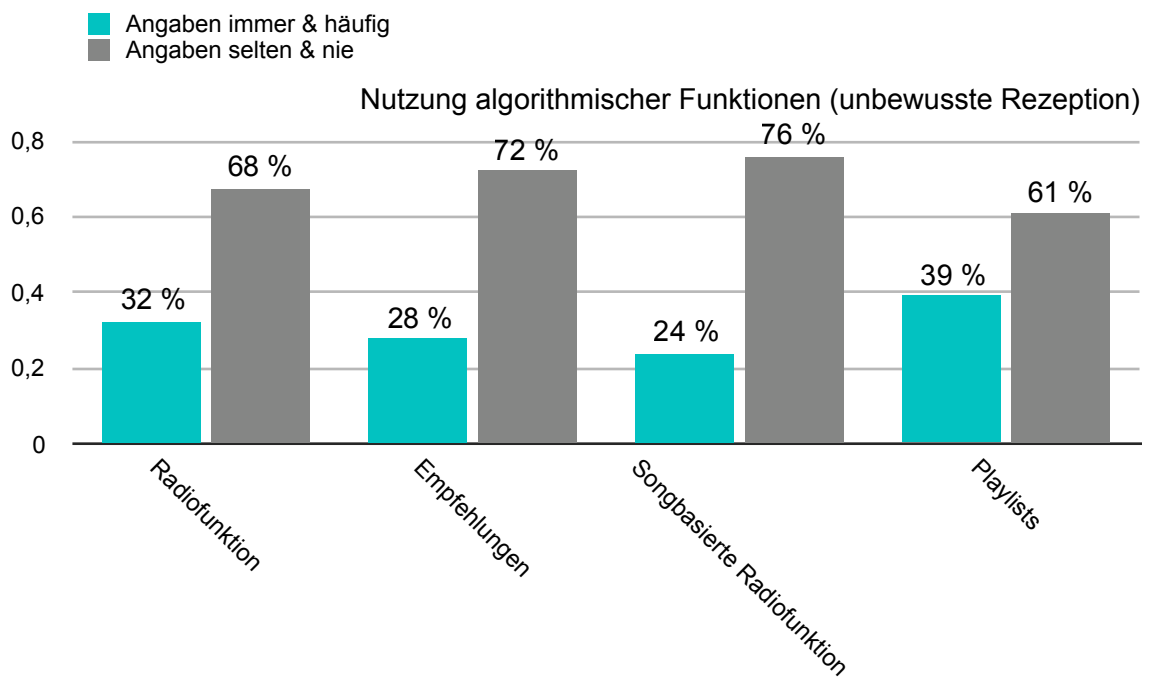
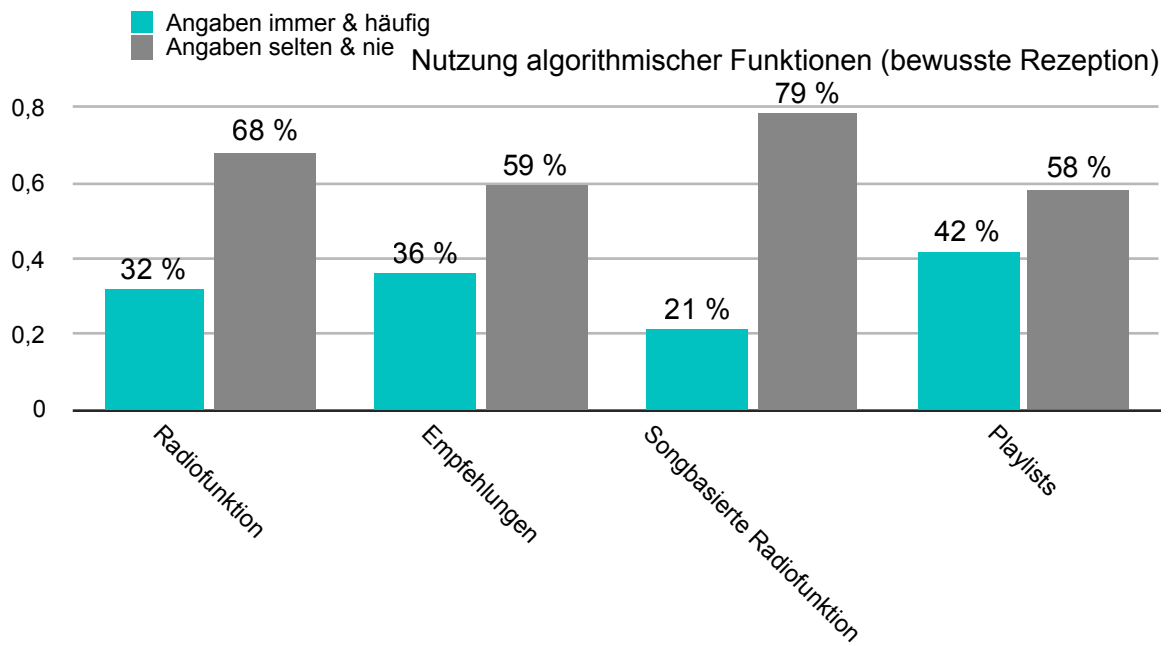


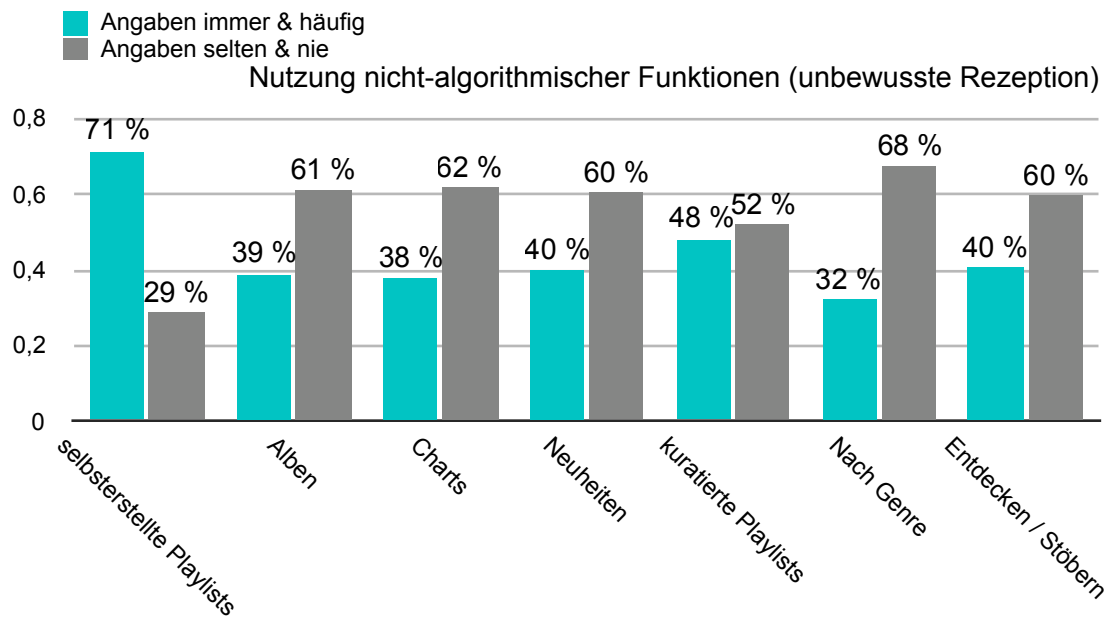
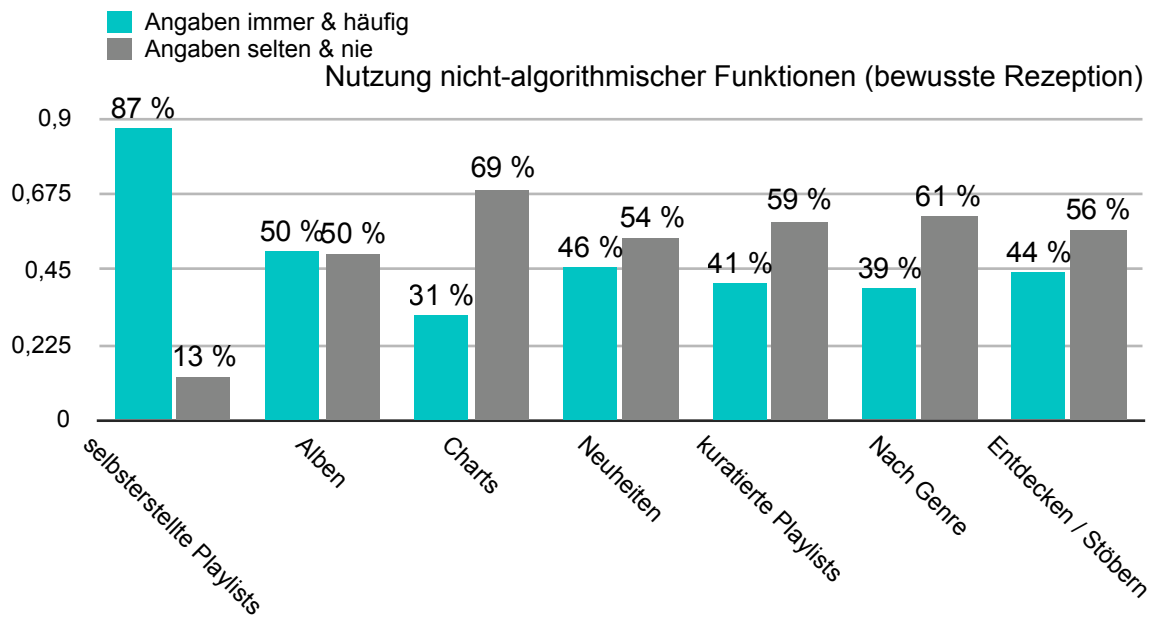
### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Durchschnittshörer)



• **Bewusste und unbewusste Rezeption**

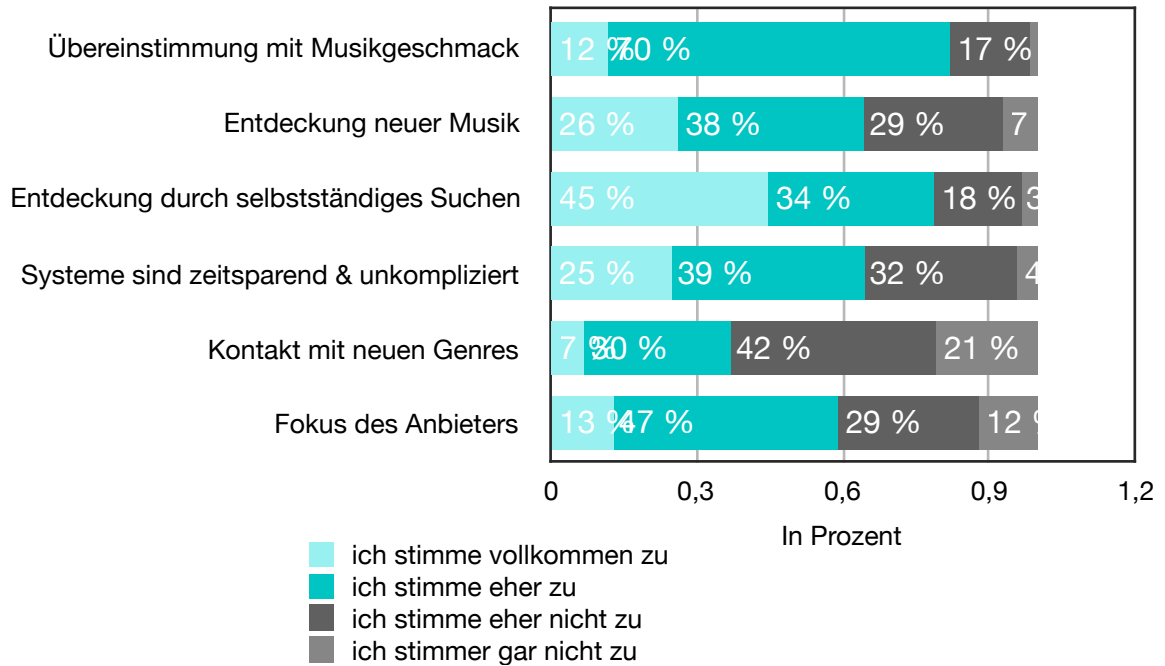




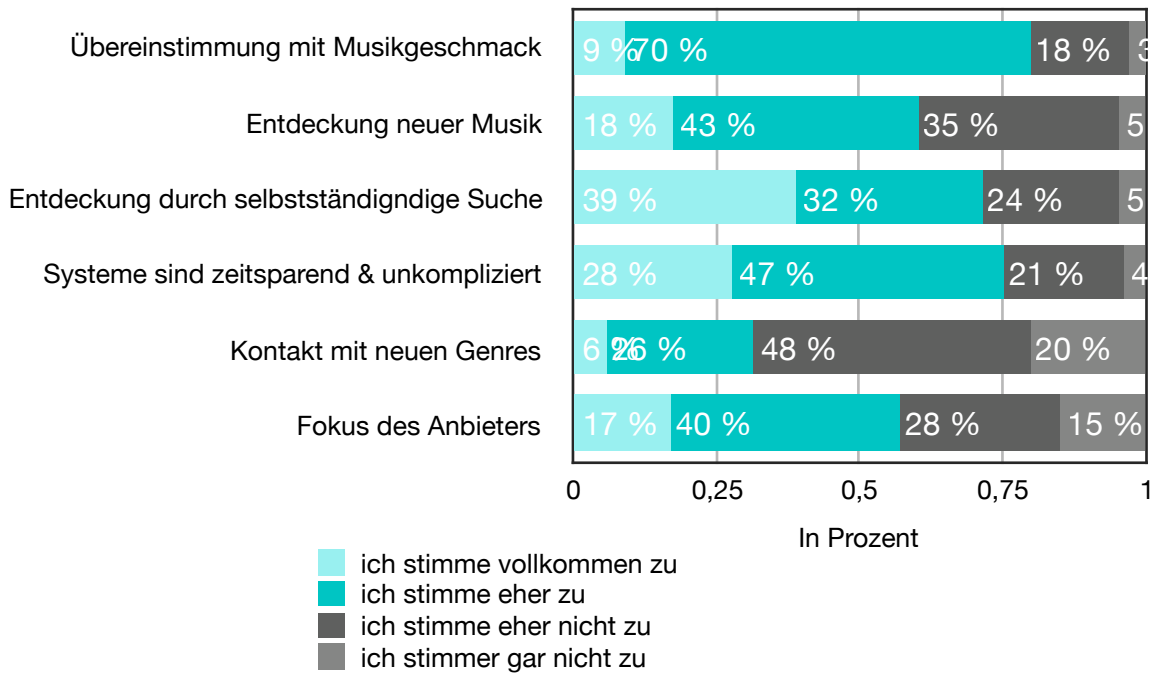




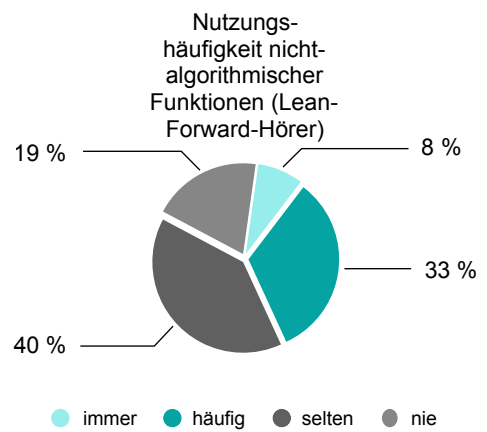
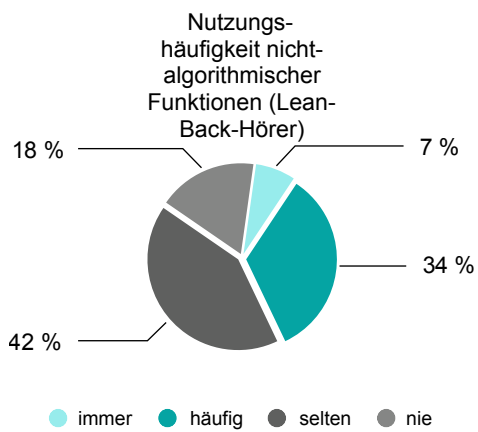
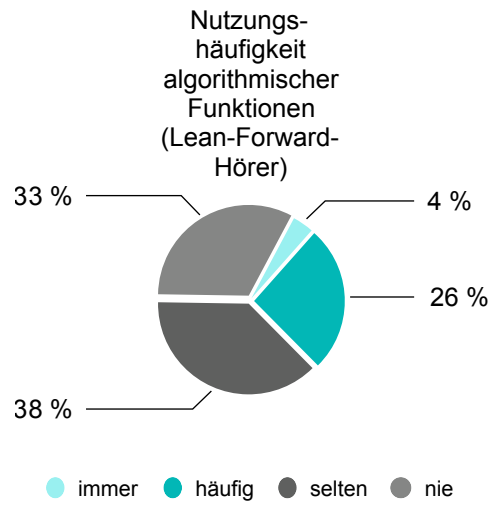
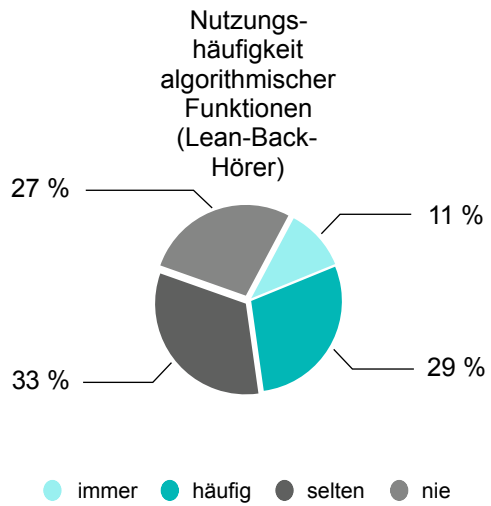
### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (bewusste Rezeption)

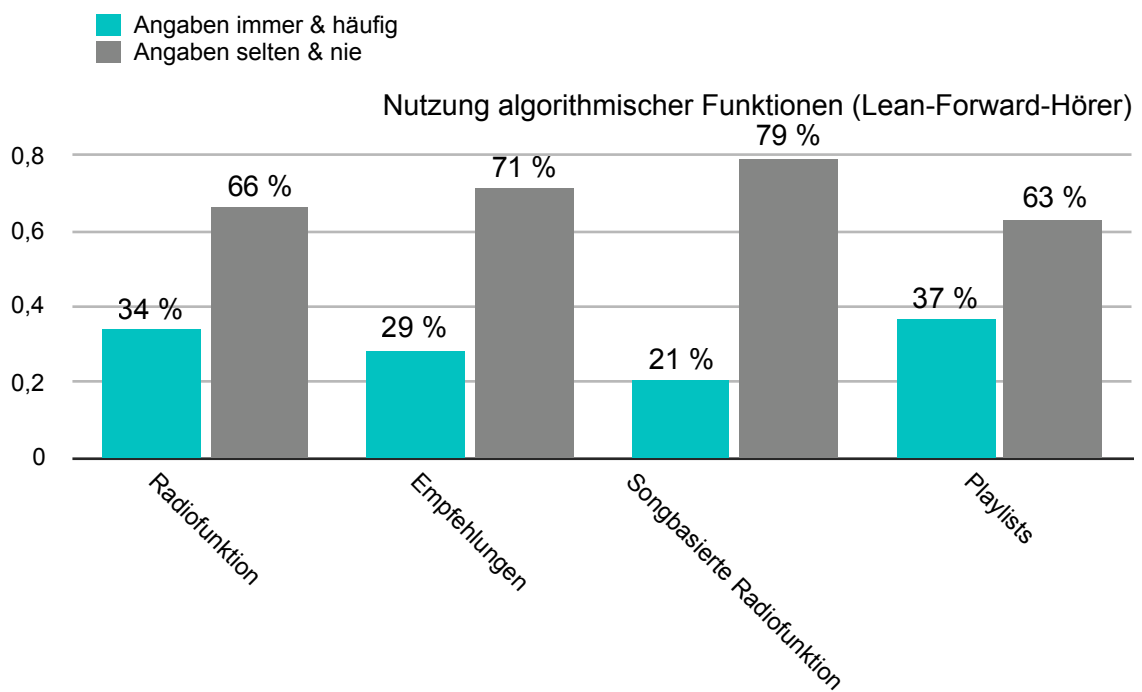
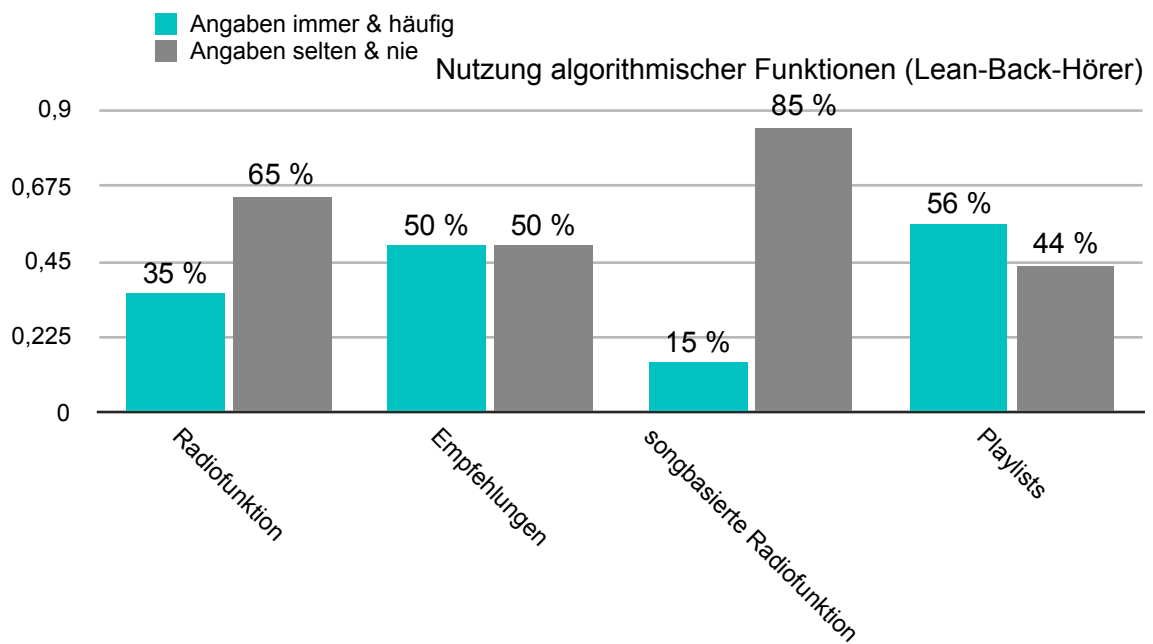


### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (unbewusste Rezeption)

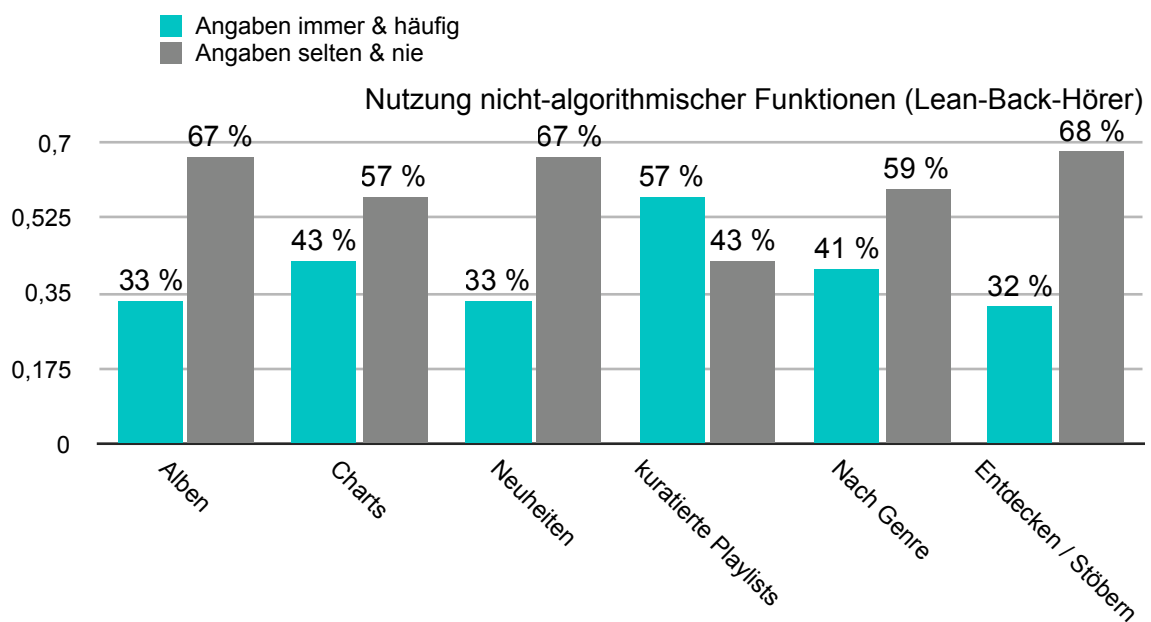


• Lean-Back- und Lean-Forward-Hörer

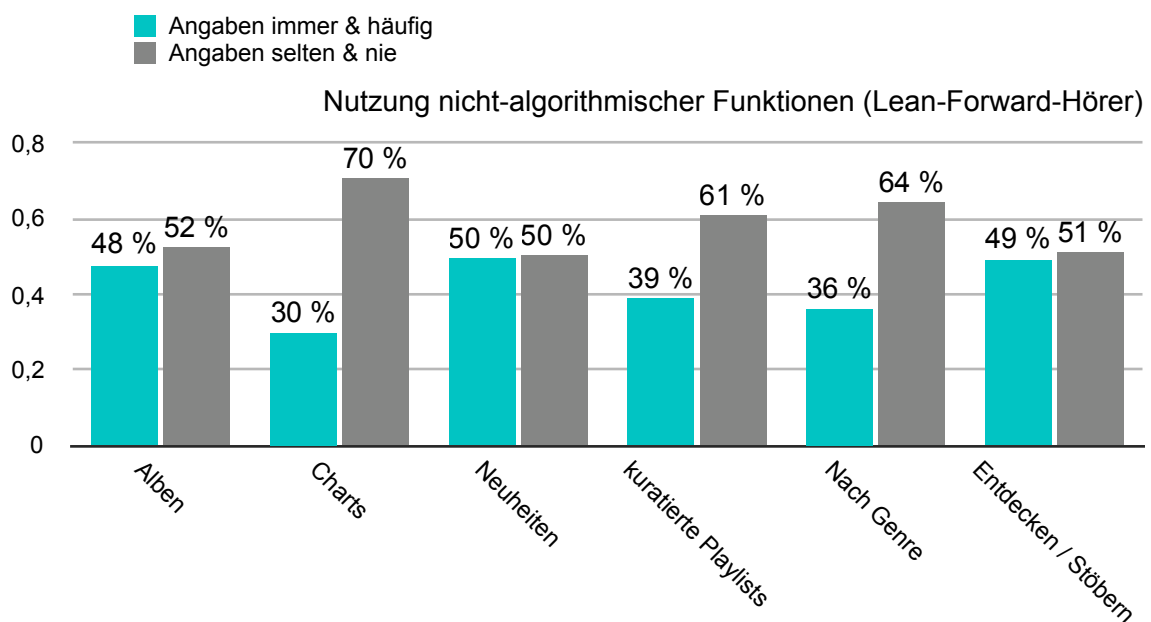




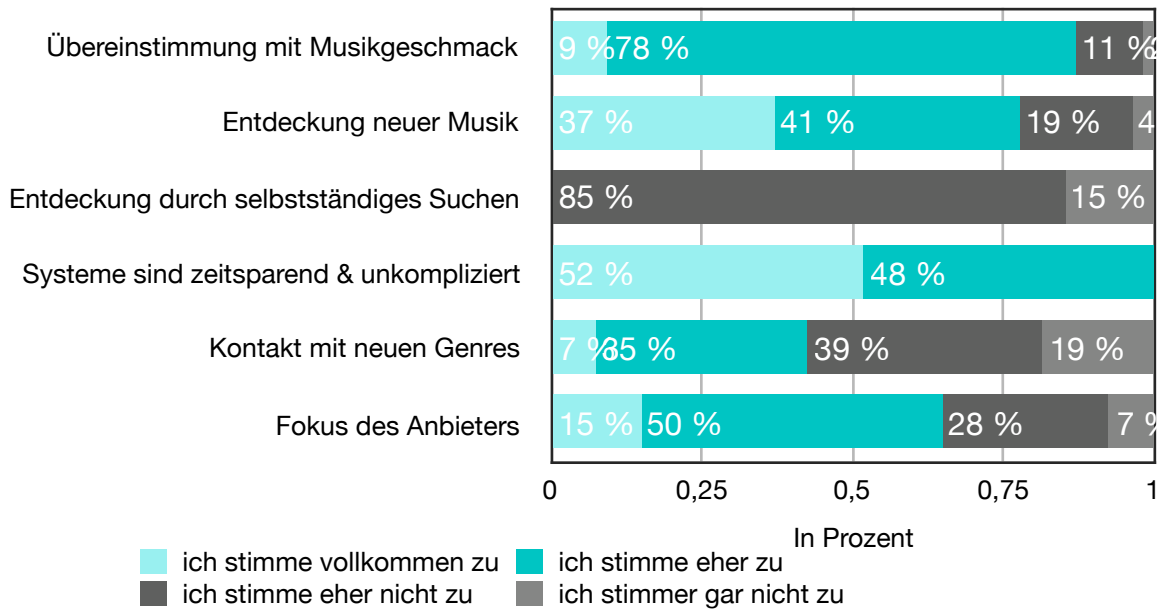
Gesamtnutzung nicht-algorithmischer Funktionen (Lean-Back-Hörer)					
Nicht-algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Alben	4	14	31	5	54
Charts	5	18	21	10	54
Neuheiten	2	16	24	12	54
Kuratierte Playlists	6	25	18	5	54
Nach Genre	4	18	19	13	54
Entdecken/ Stöbern	0	8	10	7	25
<b>Gesamt</b>	<b>21</b>	<b>99</b>	<b>123</b>	<b>52</b>	<b>295</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>7,12 %</b>	<b>33,56 %</b>	<b>41,69 %</b>	<b>17,63 %</b>	<b>100 %</b>



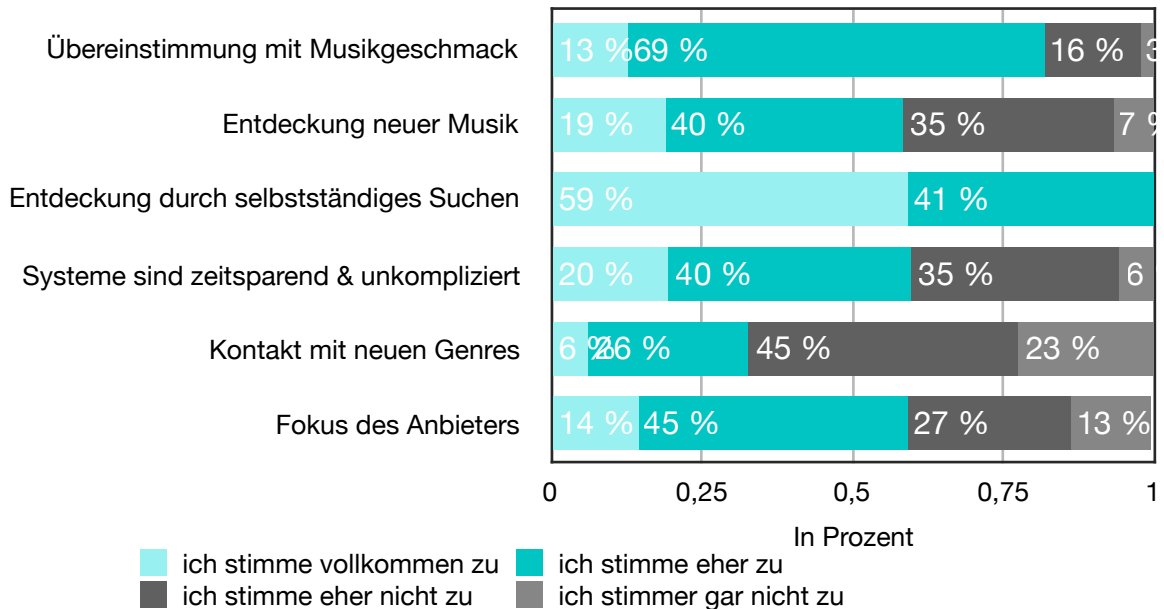
Gesamtnutzung nicht-algorithmischer Funktionen (Lean-Forward-Hörer)					
Nicht-algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Alben	17	69	71	12	159
Charts	11	36	65	47	159
Neuheiten	22	57	68	12	159
Kuratierte Playlists	10	52	65	32	159
Nach Genre	5	52	52	50	159
Entdecken/ Stöbern	4	22	15	12	53
<b>Gesamt</b>	<b>69</b>	<b>278</b>	<b>336</b>	<b>165</b>	<b>848</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>8,14 %</b>	<b>32,78 %</b>	<b>39,62 %</b>	<b>19,46 %</b>	<b>100 %</b>



### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Lean-Back-Hörer)

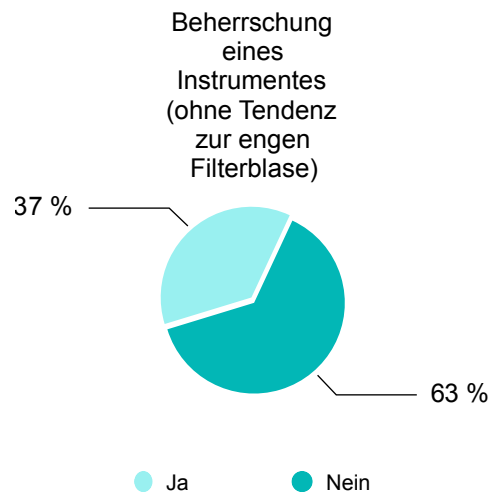
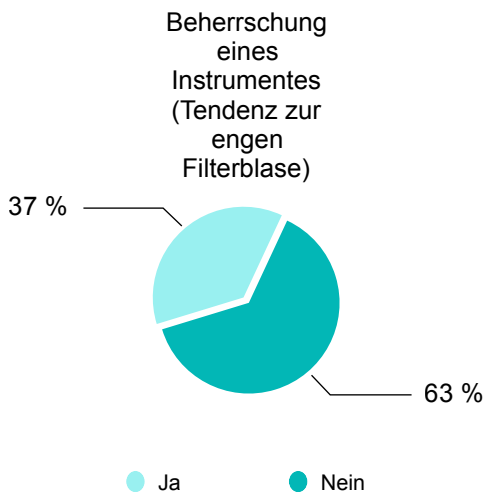
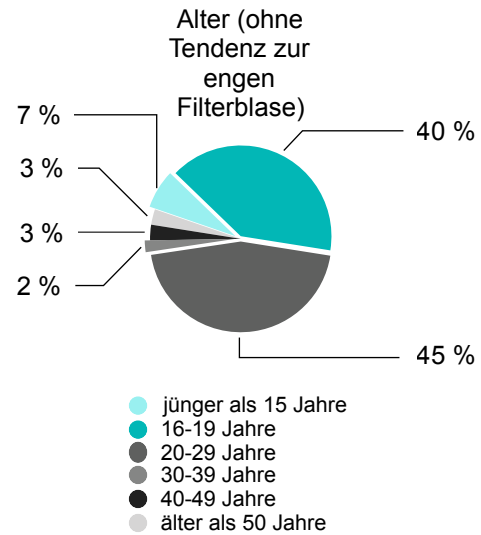
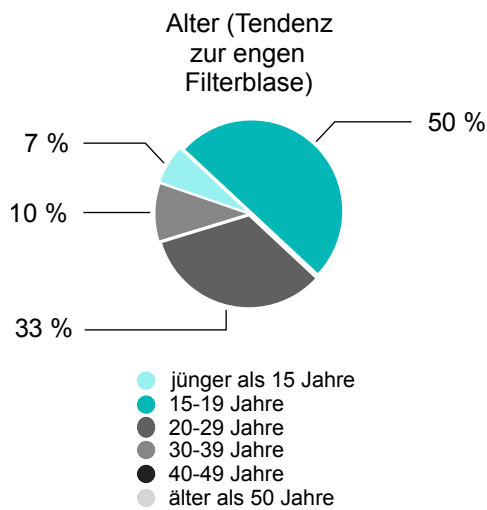
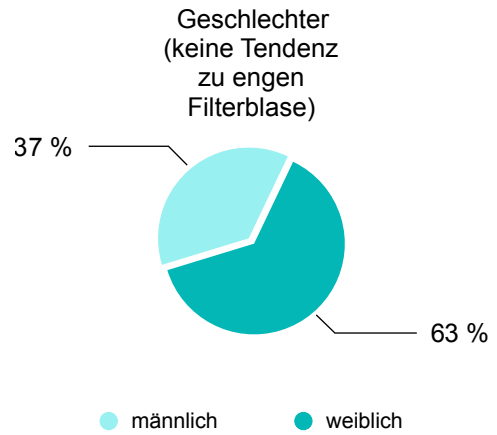
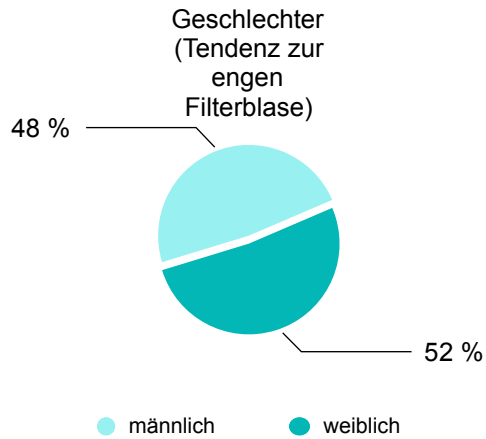


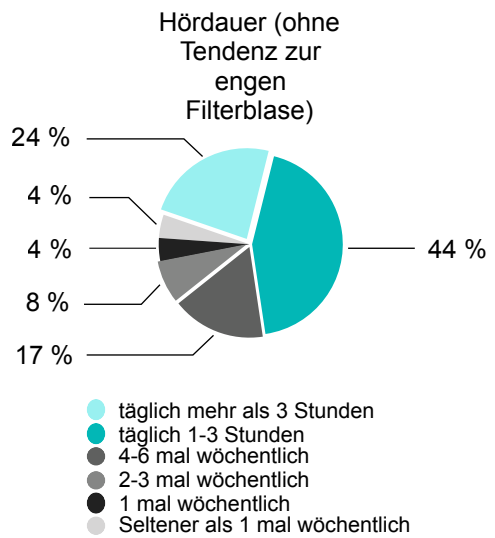
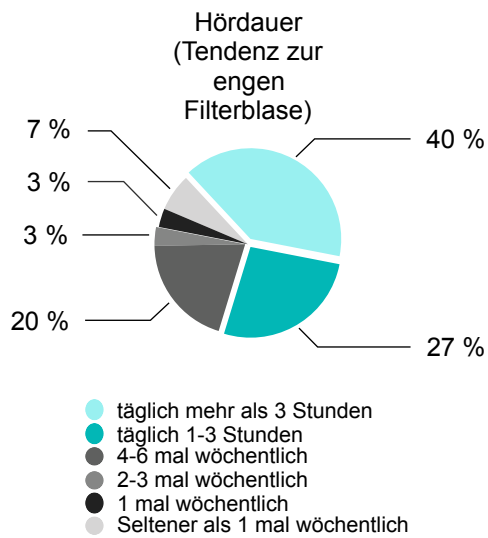
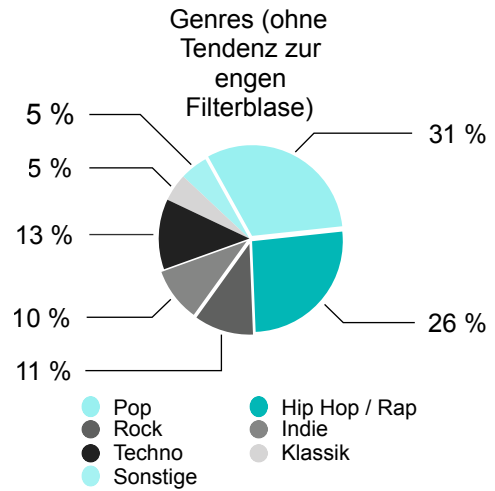
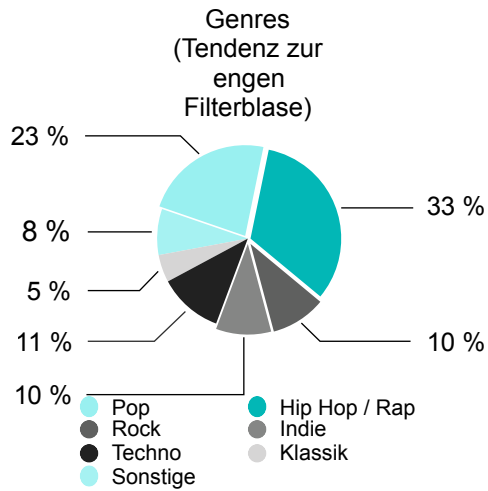
### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Lean-Forward-Hörer)



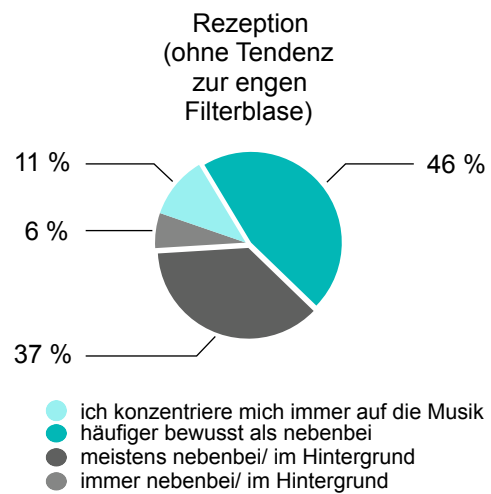
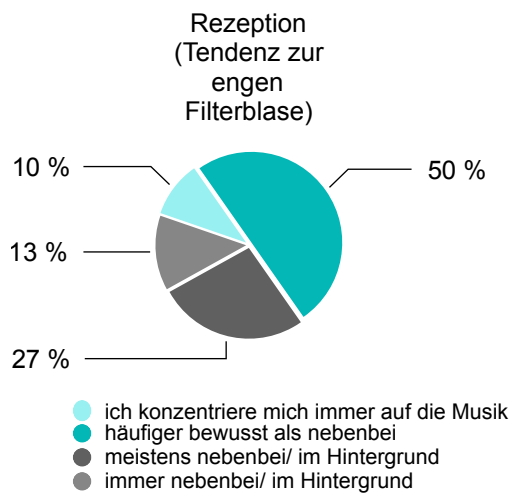
• **Untersuchung der zweiten Fragestellung:**

**Welche Merkmale weisen Nutzer auf, die vermehrt die Empfehlungssysteme der Musik-Streaming-Anbieter nutzen?**

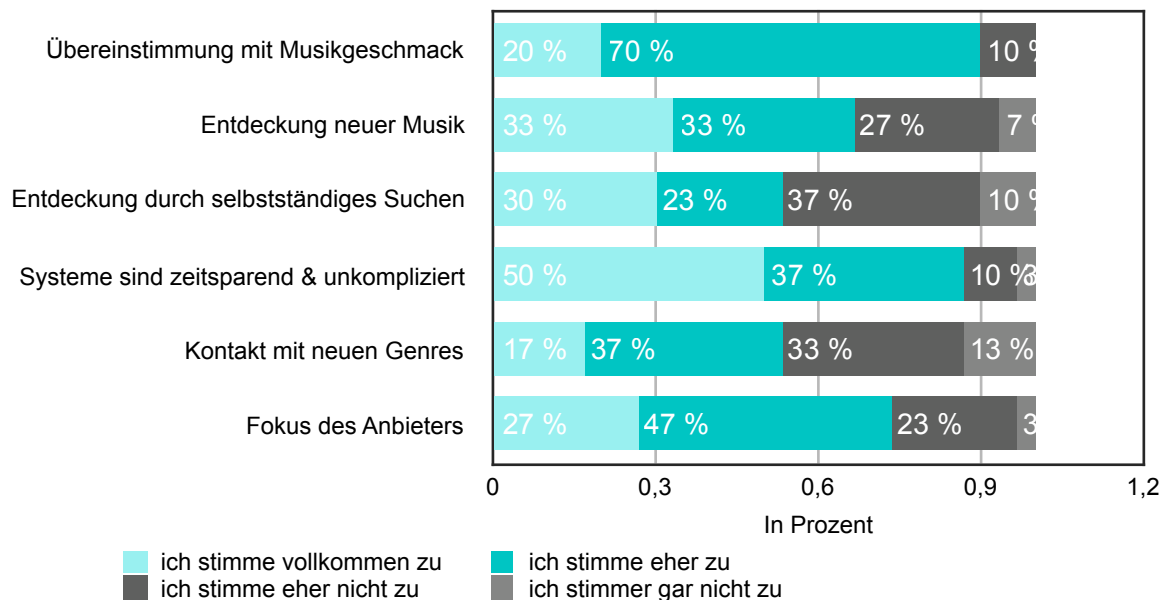




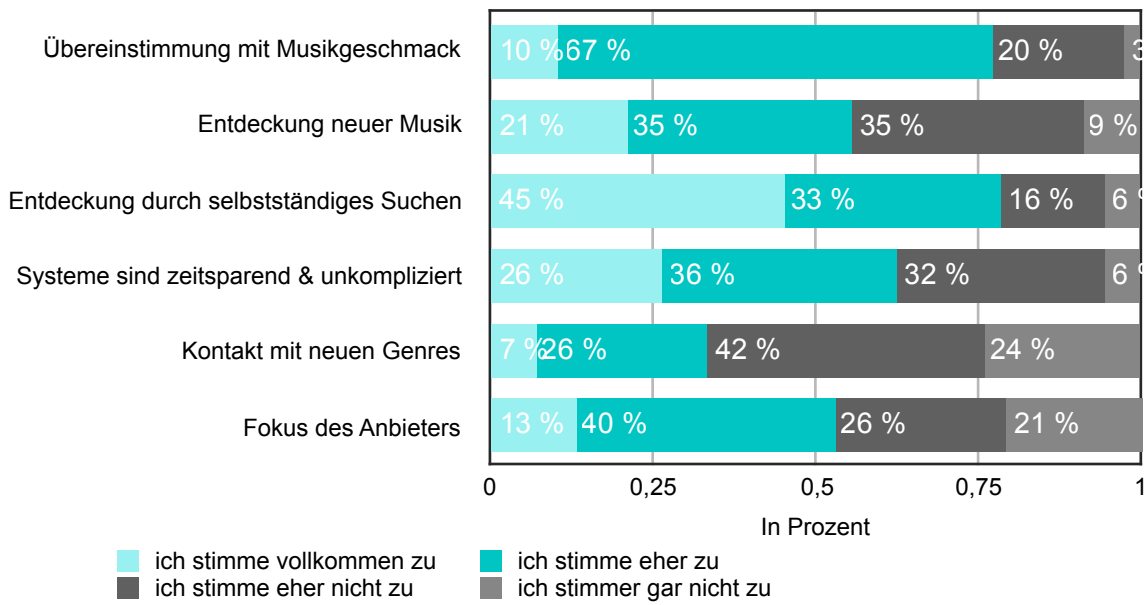




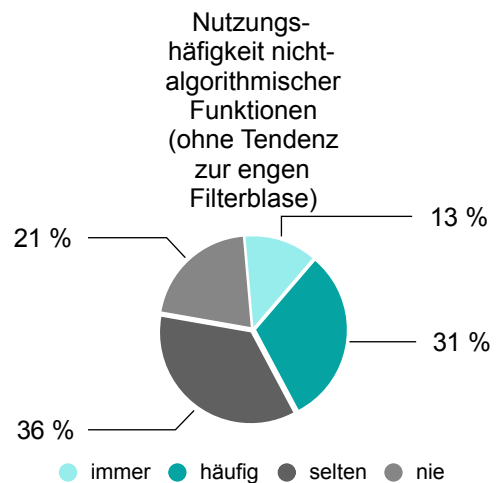
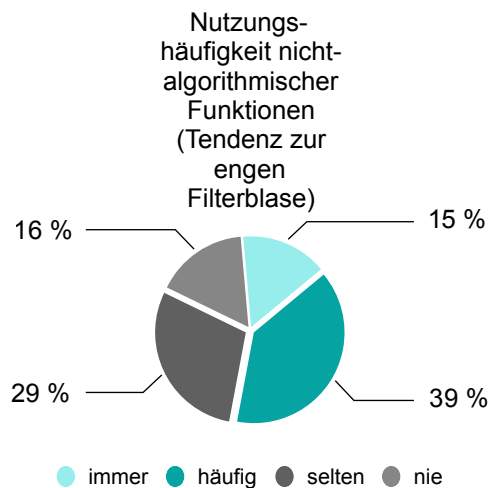
### Einstellung gegenüber Empfehlungssystemen (Tendenz zur engen Filterblase)

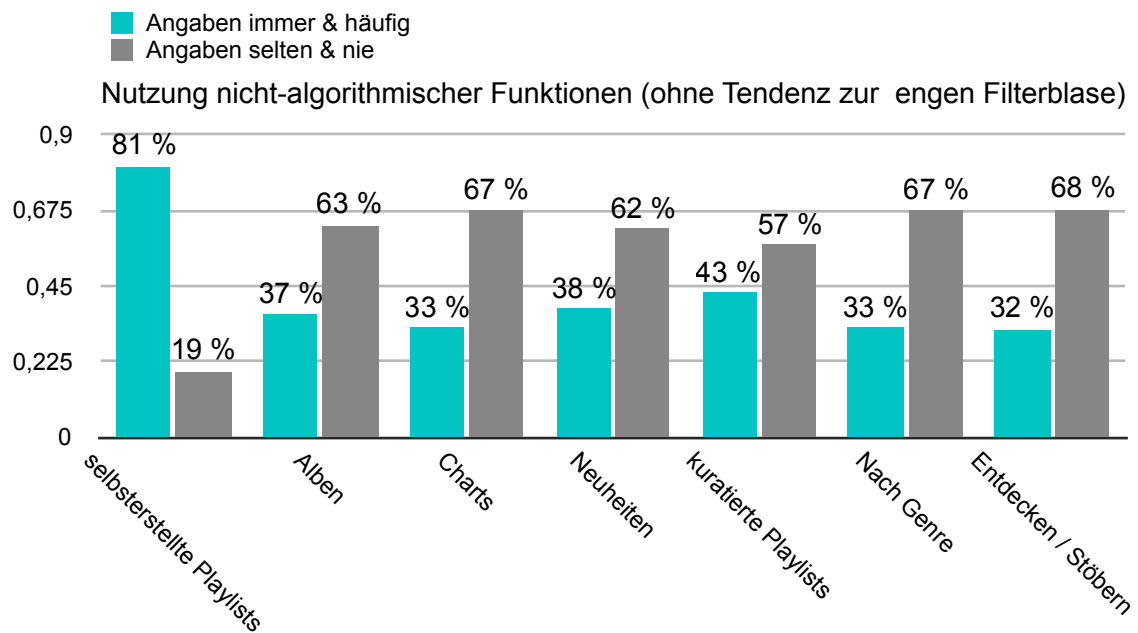
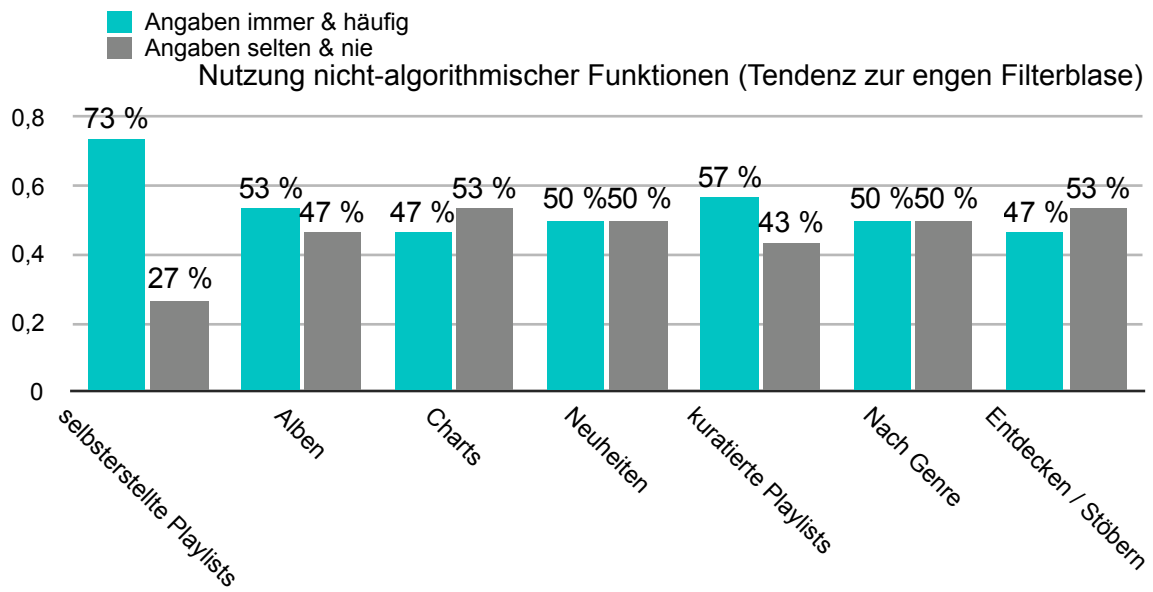


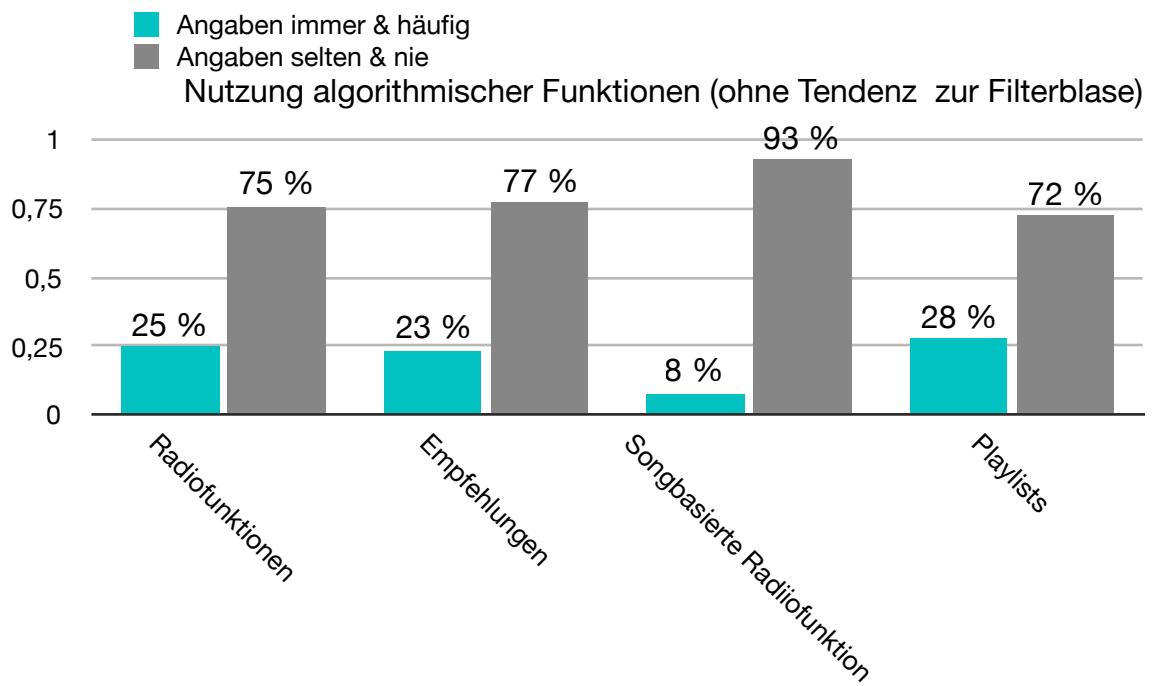
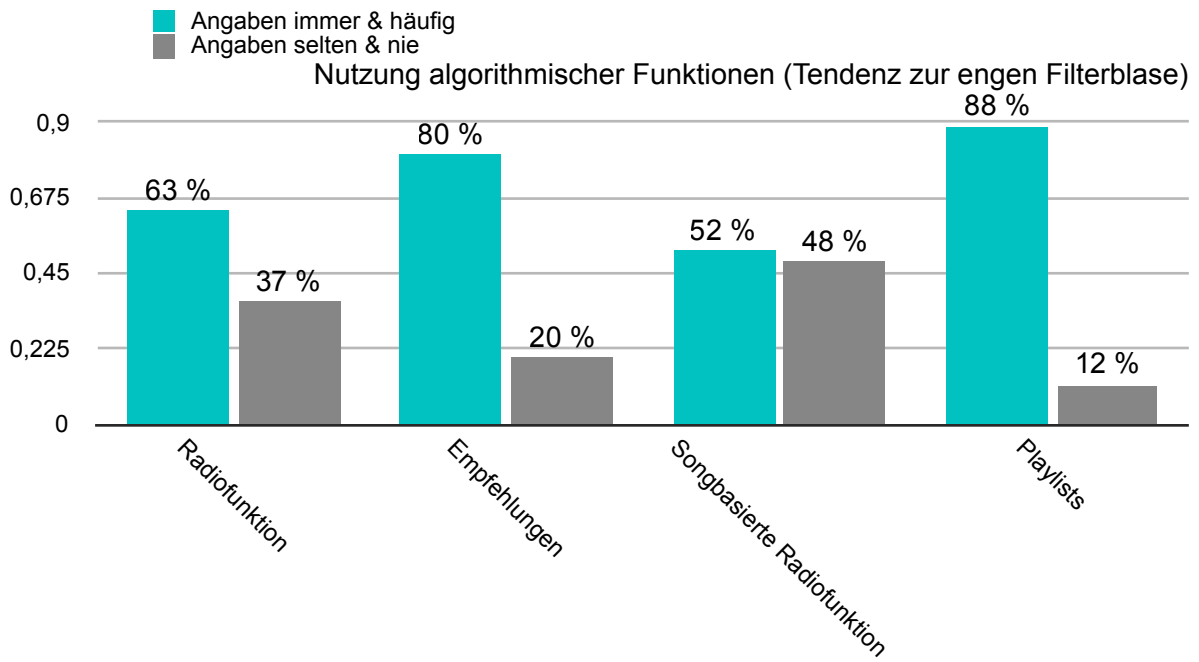
Einstellung gegenüber engen Filterblasen (ohne Tendenz zu engen Filterblasen)



- **Untersuchung der dritten Fragestellung: Welche Folgen hat die häufige Nutzung von Empfehlungsdiensten auf das sonstige Nutzungsverhalten der Musik-Streaming-Nutzer?**

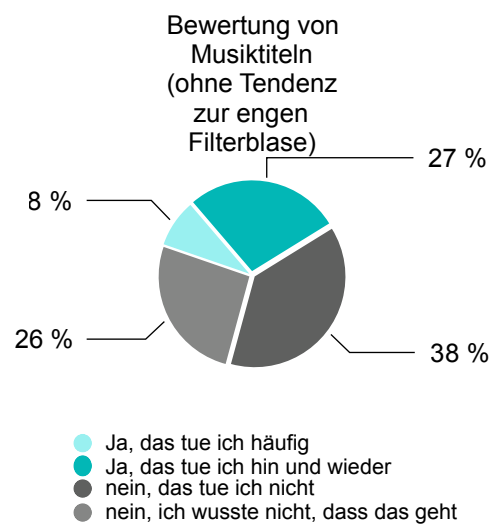
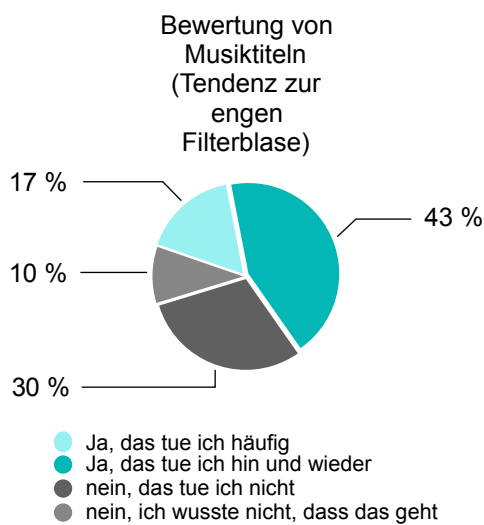






Gesamtnutzung algorithmischer Funktionen (Tendenz zur engen Filterblase)					
Algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Radiofunktion	11	8	7	4	30
Empfehlungen	15	9	4	2	30
Songbasierte Radiofunktion	3	11	8	5	27
Playlists	16	7	2	1	26
<b>Gesamt</b>	<b>45</b>	<b>35</b>	<b>21</b>	<b>12</b>	<b>113</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>39,83 %</b>	<b>30,97 %</b>	<b>18,58 %</b>	<b>10,62 %</b>	<b>100 %</b>

Gesamtnutzung algorithmischer Funktionen (ohne Tendenz zur engen Filterblase)					
Algorithmische Features	Immer	Häufig	Selten	Nie	Gesamt
Radiofunktion	7	28	41	66	142
Empfehlungen	4	29	54	56	143
Songbasierte Radiofunktion	0	9	24	87	120
Playlists	5	32	44	53	134
<b>Gesamt</b>	<b>16</b>	<b>98</b>	<b>163</b>	<b>262</b>	<b>539</b>
<b>Gesamt in Prozent</b>	<b>2,97 %</b>	<b>18,18 %</b>	<b>30,24 %</b>	<b>48,61 %</b>	<b>100 %</b>





# Eidesstattliche Erklärung

Ich, Jana Berberich

geboren am 06.06.1996

**erkläre hiermit, die vorliegende Bachelorarbeit selbständig und ohne fremde Hilfe angefertigt zu haben. Dabei habe ich mich keiner anderen Hilfsmittel bedient als derjenigen, die im beigefügten Quellenverzeichnis genannt sind.**

**Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus Veröffentlichungen entnommen wurden, sind von mir als solche kenntlich gemacht.**

.....Hamburg....., den .....

Studienort

.....

Unterschrift Studierende/r (= Verfasser/in)