

Subjektive und objektive Aspekte musikinduzierter Entspannung

Bachelorarbeit von
Julian Vulpius

26. Februar 2026

Subjektive und objektive Aspekte musikinduzierter Entspannung

Autor:
Julian Vulpius
22 20 533

Erstprüfer:
Prof. Dr. Pia Engeldhardt



TECHNISCHE HOCHSCHULE ASCHAFFENBURG

**FAKULTÄT INGENIEURSWISSENSCHAFTEN UND
INFORMATIK**

WÜRZBURGER STRASSE 45

D-63743 ASCHAFFENBURG

Erklärung zur Abschlussarbeit

Hiermit versichere ich, dass die eingereichte Ausarbeitung von mir persönlich verfasst und meine eigene individuelle Prüfungsleistung ist.

Ich versichere, dass die Ausarbeitung und auch keine Teile davon durch künstliche Intelligenz (KI) dergestalt erstellt wurden, dass das KI-Werk bzw. KI-Werkteile meine eigene Prüfungsleistung ersetzen. Ich versichere, KI allenfalls eingesetzt zu haben, um einen von KI für meine Aufgabenstellung ausgearbeiteten Lösungsvorschlag kritisch zu beurteilen und/oder einen Überblick über Aspekte zu erhalten, die für die von mir in Eigenleistung zu erbringende Prüfungsleistung relevant sein könnten. Soweit durch die Aufgabenstellung bzw. Hinweise der Prüfenden der Einsatz von KI vorgegeben ist, sind die von KI erzeugten Werkteile von mir in der Arbeit entsprechend gekennzeichnet. Mir ist bewusst, dass die von KI erzeugten Werkteile auf ihre Validität zu überprüfen und nicht zitierfähig sind.

Ebenso versichere ich, dass diese Arbeit oder Teile daraus weder von mir selbst noch von anderen als Leistungsnachweise andernorts eingereicht wurden.

Wörtliche oder sinngemäße Übernahmen aus anderen Schriften und Veröffentlichungen in gedruckter oder elektronischer Form sind gekennzeichnet. Sämtliche Literatur und sonstige Quellen sind nachgewiesen und im Literatur- und Quellenverzeichnis aufgeführt. Das Gleiche gilt für graphische Darstellungen und Bilder sowie für alle Internet-Quellen.

Ich bin ferner damit einverstanden, dass meine Arbeit zum Zwecke eines Plagiatsabgleichs in elektronischer Form anonymisiert versendet und gespeichert werden kann.

Ort, Datum

Unterschrift des Verfassers / der Verfasserin

Veröffentlichung der Arbeit in der Bibliothek der Technischen Hochschule Aschaffenburg

Der Veröffentlichung der Master-/Bachelorarbeit in der Bibliothek der Technischen Hochschule Aschaffenburg wird **[nicht]** zugestimmt.

Ort, Datum

Unterschrift des Verfassers / der Verfasserin

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	V
Tabellenverzeichnis	VII
Abkürzungsverzeichnis	VII
Formelverzeichnis	VIII
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Aufgabenstellung	3
1.3 Struktur der Arbeit	4
2 Stand der Forschung	6
3 Theoretische und technische Grundlagen	10
4 Methodische Entwicklung und Versuchsaufbau	14
4.1 Evaluierungsmethodik	14
4.2 Konzeption der Datenerfassungsmethodik	16
4.2.1 Setup und physische Umgebung	16
4.2.2 Ablauf der Sitzungen und Playlist-Struktur	17
4.2.3 Erfassung von Metadaten	19
4.2.4 Vorbereitung und Instruktionen	19
4.2.5 Handhabung des Equipments	20
4.2.6 Software und Trigger-System zur Datensynchronisation	20
4.3 Technische Realisierung des Erfassungssystems	21
4.3.1 Systemarchitektur und Frontend-Kommunikation	21
4.3.2 Subjektive Datenerfassung und Datenmanagement	22
4.3.3 Qualitätskontrolle: Eventzusammenfassung	23
4.3.4 Segmentierungslogik und Behandlung von Edge Cases	23
4.3.5 Umfangreiche Datenreinigungs-Logik (Cleaning)	24
4.3.6 Signalverarbeitung	24
4.4 Stimulus Design	25
5 Auswertung und Evaluierung	26
6 Zusammenfassung und Ausblick	27
Anhang	28
Quellenverzeichnis	28

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

Abkürzungen

Formelverzeichnis

1 Einleitung

Das erste Kapitel führt in die Thematik der vorliegenden Bachelorarbeit ein. Dazu wird im ersten Schritt die Motivation für die Themenwahl dargelegt. Anschließend erfolgt die Definition der konkreten Aufgabenstellung, bevor abschließend ein Überblick über die restliche Struktur der Arbeit gegeben wird.

1.1 Motivation

Die Musiklandschaft hat sich im digitalen Zeitalter durch technologische Fortschritte und die Verbreitung von Online-Plattformen dramatisch gewandelt. Diese Entwicklung hat zu einer Erweiterung der Musikgenres geführt und ein Phänomen gefördert, das oft als Genrehybridität bezeichnet wird, welches die Vermischung oder Kreuzung zweier oder mehrerer klar identifizierbarer Genres beschreibt. Diese Verschmelzung unterschiedlicher Musikstile, führt zu Kategorien, die zunehmend schwieriger zu definieren und dementsprechend zu klassifizieren sind. Traditionelle Genrebezeichnungen reichen deshalb möglicherweise nicht mehr aus, da vor allem ab einem gewissen Grad der Verschmelzung von so sogenannter „Genrefluidität“ gesprochen wird, die für Plattformen wie Spotify charakteristisch sind [21].

Während Hybridität die Kombination identifizierbarer Genres beschreibt, bezeichnet Genrefluidität einen Zustand, in dem die Genrezugehörigkeit selbst instabil, kontextabhängig und zunehmend algorithmisch vermittelt ist. Instabilität zeigt sich besonders bei der Entstehung neuer (Mikro-)Genres: Erreicht eine bestimmte stilistische Strömung eine gewisse Masse an Liedern, verdichten sich diese oft zu einer eigenständigen neuen Kategorie. Die betroffenen Tracks verlieren dadurch oftmals ihre ursprüngliche Zuordnung zu älteren Kategorien.

Kontextabhängig ist dieser Zustand deshalb, weil das Musikangebot dazu führt, dass unter ein und demselben Genre oft Unterschiedliches verstanden wird. Zum einen zwingen die unklaren, fließenden Übergänge zwischen den Stilen die Hörenden eher dazu, musikalische Grenzen selbst zu ziehen. Zum anderen umfassen einige Genres mittlerweile ein derart breites Spektrum, dass Einzelne oft nur noch spezifische Teilbereiche davon konsumieren. Was dazu führen kann, dass dieses Teilspektrum unweigerlich zu einem persönlichen Maßstab wird und dadurch abweichende zum selben Genre gehörende Lieder aus dem eigenen Genreverständnis abgrenzt.

Die algorithmische Vermittlung rührt daher, dass Streaming-Plattformen wie Spotify Empfehlungen längst nicht mehr auf Basis starrer Genrekategorien

generieren. Stattdessen basieren sie auf netzwerkartigen Ähnlichkeitsstrukturen [2] [1], in denen einerseits die akustischen und semantischen Eigenschaften der Musik selbst und andererseits das Hörverhalten der Nutzer (kollaboratives Filtern anhand von Überschneidungen in den Playlists) analysiert werden. Vorallem seit dem Spotify Datenleak Ende 2025 ist es sichtbar, wie extrem kleinteilig Spotify Musik intern taggt und kategorisiert. Es zeigt die enorme Masse an Datenpunkten, die das System für jeden einzelnen Song anlegt, um Ähnlichkeitsstrukturen zu bilden [2] [1].

Da auch Musikersteller ihre Einflüsse heute aus einem bereits fluiden musikalischen Umfeld beziehen, lassen sich bei vor allem neuen Werken die durch fluide Inspirationen entstanden sind, oft keine eindeutigen Ursprungsgenres mehr identifizieren. Der Begriff der Genrefluidität impliziert daher eine grundlegende Unbestimmtheit der Kategorie „Genre“ selbst.

Forschungsergebnisse zeigen dass schon seit Anfang des 21. Jahrhunderts die Erstellung umfangreicher Musikdatenbanken sowie nutzergenerierter Inhalte zu dieser Komplexität beigetragen hat [30]. Weshalb automatische Genreklassifizierungssysteme, die auf computergestützten Methoden zur Kategorisierung von Musik basieren, aufgrund dieser ständigen Weiterentwicklung von Genredefinitionen und dem Entstehen neuer Mischformen vor erheblichen Herausforderungen stehen [30].

Digitale Werkzeuge und globale Vernetzung wirken nicht nur als Katalysatoren für neue elektronische Genres, sondern auch für das fördern vom Genre-Bending, indem sie das Überschreiten zwischen ehemals kulturell abgegrenzten Traditionen vereinfachen. Genre-Bending bezeichnet hierbei das bewusste Biegen, Dehnen oder Überschreiten von Genrenormen und -konventionen, ohne diese vollständig aufzugeben oder durch eine neue Kategorie komplett zu ersetzen. Dadurch wird die globale Musiklandschaft nicht nur kulturell bereichert [11], sondern spiegelt auch die Komplexität kultureller Interaktionen in der heutigen globalisierten Gesellschaft wider. Studien unterstreichen dies durch das signalisieren eines Wandels hin zu mehr kollaborativen Prozessen [3].

Diese Entwicklung stellt die Forschung vor ein Dilemma, da sie den Nutzen bisheriger Klassifizierungssysteme und der darauf basierenden Aussagen grundlegend infrage stellt.

Diese zunehmende musikalische Vielfalt erschwert es erheblich, allgemeingültige Schlussfolgerungen über die Wirkung bestimmter Genres oder der darin enthaltenen Instrumente zu ziehen. Die tatsächliche Wirkung eines Instruments ist oft hochspezifisch für das jeweilige Lied und hängt von feinen Nuancen ab, die sich nicht mehr in starre Kategorien zwingen lassen. Zwar ließen sich allgemeine Empfehlungen theoretisch verfeinern, etwa durch genreübergreifende Instrumentenanalysen, um Querschnitte mit ähnlichen Wirkungen zu identifizieren. Jedoch stößt dieser Ansatz unweigerlich an seine Grenzen, solange die zugrunde liegenden musikalischen Kategorien instabil und/oder zu breit gefasst sind.

Zusätzlich wird die Stabilität dieser Kategorien durch das Konzept der kulturellen „Omnivorität“ [22] aufgeweicht. Dieses beschreibt die wachsende Ten-

denz, insbesondere bei jüngeren Generationen, sich mit unterschiedlichsten Musikstilen auseinanderzusetzen. Infolgedessen variiert die Zuordnung von Musiktiteln zu vermeintlich feststehenden Genres stark in Abhängigkeit vom Erhebungszeitpunkt und der befragten Zielgruppe: Während eine jüngere Person ein Lied beispielsweise einem neuartigen Mikrogenre zuordnen würde, fasst eine andere Person dasselbe Lied möglicherweise unter einem etablierten, breiteren Genre zusammen. Was vor allem dann zu Problemen führen kann, wenn Forschungen auf Umfragen basieren. Um aus dieser Variabilität dennoch präzise Vorhersagen ableiten zu können, bedürfte es einer zuverlässigen, standardisierten Methode, welche musikalische Nuancen und Übereinstimmungsgrade exakt kategorisiert, eine Methode, die der Forschung bislang fehlt.

Darüber hinaus böte selbst ein perfektes Modell der aktuellen Musiklandschaft keinen Schutz vor der stetigen Weiterentwicklung von Kompositionen. Neue Lieder greifen zwar oft auf bekannte Faktoren zurück, führen aber gleichzeitig neuartige, bisher unbekannte Variablen ein, welche die physiologische und psychologische Wirkung verändern können. Bisherige Forschungsergebnisse können diese zukünftigen Kompositionskontexte nicht abdecken. Ebenso ist es unrealistisch, künftige Studien so anzulegen, dass sie jede mögliche liedspezifische Variation umfassen.

Aus der daraus resultierenden Ungenauigkeit allgemeiner, rein objektiver Klassifizierungen ergibt sich eine logische Konsequenz: Um verlässliche Aussagen und zielgerichtete Empfehlungen für Lieder auf Basis ihrer Wirkung treffen zu können, sind die meisten Menschen unweigerlich auf ihre subjektive Beurteilung angewiesen. Zwar ließe sich die Wirkung unabhängig von der eigenen Wahrnehmung theoretisch über Biomarker feststellen, jedoch ist diese Methode schwer zugänglich, unverhältnismäßig aufwendig und kaum praxisnah, sodass letztlich nur die Hörenden selbst die Wirkung im Alltag evaluieren können. Das Hauptziel dieser Bachelorarbeit ist es daher zu überprüfen, wie verlässlich Personen die Wirkung von Musik auf ihre eigenen körperlichen (interozeptiven) und emotionalen (affektiven) Zustände einschätzen können.

1.2 Aufgabenstellung

Daraus resultiert die Hauptaufgabe dieser Arbeit, die darin besteht einen methodischen Rahmen zur Bewertung der Zuverlässigkeit subjektiver musikalischer Beurteilungen im Vergleich zu objektiven physiologischen Biomarkern zu entwickeln.

Um einen validen und fairen Vergleich zu gewährleisten, ist es ein zentrales Ziel, eine spezifische Metrik für musikalische Wirkung zu identifizieren und anzuwenden, die eine differenzierte Betrachtung anstelle einer einfachen binären Klassifizierung ermöglicht. Diese Metrik muss ein Intensitätsspektrum ermöglichen, das vom Hörer ohne technische Hilfsmittel deutlich unterschiedlich wahrgenommen und differenziert werden kann und gleichzeitig durch präzise objektive Daten und Methoden überprüfbar ist.

Durch die Fokussierung auf eine Wirkungsdimension, die diesen hohen subjektive Differenzierungsgrad ermöglicht, soll die Arbeit darauf abzielen, zu messen, wie akkurat die Teilnehmenden den Effekt der musikalische Wirkung, auf Basis der ausgewählte Metrik unterscheiden können.

1.3 Struktur der Arbeit

Die vorliegende Arbeit gliedert sich nach der Einleitung in Kapitel 1 in fünf weitere Kapitel.

Kapitel 2 analysiert den aktuellen Stand der Forschung relevant für die Aufgabenstellung. Dabei wird geschaut ob schon Studien existieren die sich mit, den in der Motivation beschriebenen Genreklassifizierungsproblemen, sowie der Differenzierungsfähigkeit bei Musik befassen. Außerdem, wird geschaut wie hoch die Reliabilität von EEG bei der objektiven Messung von Subjektiven Zuständen, bei Einfluss von musikalischen Reizen ist. Darüber hinaus werden mithilfe der Forschungsergebnisse zu erfassende Metadaten identifiziert, welche für die spätere Auswertung von Relevanz sein könnten.

Kapitel 3 legt die theoretischen und technischen Grundlagen. Hier wird die Auswahl einer geeigneten Metrik für den Vergleich zwischen subjektiver Wahrnehmung und objektiven Daten erläutert. Zudem wird das Messinstrument „Unicorn Hybrid Black“ vorgestellt, inklusive einer Analyse der Datenerfassungsmöglichkeiten sowie potenzieller Schwachstellen. Ein Schwerpunkt liegt auf der Auswahl relevanter physiologischer Messwerte passend zu der ausgewählten Metrik und der Festlegung der Signalverarbeitungsmethodik, sodass die Auswertung anhand der Messwerte ermöglicht werden kann.

Kapitel 4 widmet sich der methodischen Entwicklung und dem Versuchsaufbau. Es beinhaltet die darlegung einer geeigneten Metrik zur Genauigkeitsbewertung, mit dem Fokus die begrenzte Differenzierungsfähigkeit der subjektiven Wahrnehmung realistisch, mit der hohen Präzision objektiver Biomarker vergleichen zu können.

Darauf aufbauend beschreibt das Kapitel die Konzeption einer Datenerfassungsmethodik, welche gezielt darauf ausgelegt ist, Störfaktoren und Artefakte, die die objektive Messgüte beeinträchtigen könnten, zu eliminieren. Die zugehörige technische Umsetzung umfasst die Entwicklung eines Erfassungssystems sowie unterstützender Tools. Um eine hohe Validität zu gewährleisten, wird zudem die Erstellung der SStimuli-Sets"beschrieben, das der Variabilität des heutigen Musikzeitalters entspricht. Zusätzlich beschreibt das Kapitel die motivationsfördernde Teile der Arbeit, welche dazu beitragen Teilnehmer für die Datenerfassung zu generieren.

Kapitel 5 umfasst die Datenaufbereitung, Analyse und Diskussion der Ergebnisse. Es erfolgt der statistische Vergleich zwischen den subjektiven Einschätzungen und den objektiven Biomarkern sowie die Einordnung der

Ergebnisse in den aktuellen Forschungsstand. Darüber hinaus wird erklärt wie mit möglichen Störfaktoren umgegangen wird. Dabei wird differenziert zwischen technischen Artefakten und probandenseitigen Störgrößen. Insbesondere wird untersucht, ob strategisches Antwortverhalten oder kognitive Biases vorliegen, mit denen Probanden versuchen, ihre Ergebnisse künstlich zu optimieren.

Kapitel 6 schließt die Arbeit mit einer Zusammenfassung der zentralen Erkenntnisse, einer kritischen Reflexion der Limitationen von Datenerfassung und Auswertung sowie einem Ausblick auf zukünftige Forschungspotenziale ab.

2 Stand der Forschung

Eine häufige Beobachtung in der Musikforschung ist die Tendenz, sich stark auf traditionelle Genreklassifizierungen zu stützen, wodurch die Komplexität musikalischer Vorlieben und ihrer Wirkung auf Hörer vereinfacht werden kann. Rentfrow et al. schlagen vor, musikalische Vorlieben anhand eines Fünf-Faktoren-Modells zu verstehen, das sich nicht strikt an konventionelle Genrekategorien hält [27] [28].

Eine weitere Einschränkung dieser Arbeiten ist die Inkonsistenz der verwendeten Methoden zur Beurteilung verschiedener Musikgenres, wie Parada-Cabaleiro et al. im Bereich von Angststörungen feststellten. Sie betonten die Notwendigkeit standardisierter Ansätze, die sowohl psychologische als auch physiologische Messungen über verschiedene Musikgenres hinweg berücksichtigen [25].

Darüber hinaus diskutieren Mehr et al. die unterschiedlichen akustischen Merkmale, die Verhaltenskontexte vorhersagen, und implizieren damit, dass die emotionale Wirkung von Musik eng mit ihren strukturellen Eigenschaften und weniger mit ihrer Genrebezeichnung verknüpft ist [20].

Das Zusammenspiel von Persönlichkeitsmerkmalen und Musikpräferenzen erhöht die Komplexität des Verständnisses, wie Individuen sich zu Musikgenres verhalten, beziehungsweise beeinflusst werden. Nave et al. untersuchten, wie sich unterschiedliche Persönlichkeitsmerkmale in den Musikpräferenzen widerspiegeln, und kamen zu dem Schluss, dass Präferenzen nicht ausschließlich genrebedingt sein müssen [23]. Zusätzlich sei Vermerkt, dass die Einschränkung das ein Großteil der analysierten Studien-Daten aus Selbstberichte über Musikgenre-Präferenzen besteht existiert [23]. Was die unrealistische Überschneidung vom einheitlichen Genre-Verständnis der Probanden mit dem der Forscher in diesen Studien voraussetzen würde, um einen Mangel an Reliabilität der Daten und daraus resultierenden Schlussfolgerungen zu vermeiden.

Ein weiteres Problem, welches die Wichtigkeit der Aufnahme von Metadaten bezüglich der Familiarität der Probanden mit der verwendeten Musik hervorhebt ist, dass die psychologischen Rahmenbedingungen, die dem musikbezogenen Gedächtnis zugrunde liegen, die Komplexität einer Datenerfassung zusätzlich erhöhen. Studien deuten darauf hin, dass bestimmte Lieder als starke Auslöser für die Erinnerung an persönliche Erlebnisse dienen können, was die subjektive Bewertung ihrer emotionalen Wirkung verzerren kann [18] [6].

Zusätzlich führten Walle et al. ein Musikstimulusset mit 17 Genres ein, das darauf abzielte, die Validität in Studien zu den emotionalen Wirkungen von Musik zu erhöhen. Er vermerkt auch das die vorhandenen musikalischen

Reizsets in ihrer Variabilität hinsichtlich Stil (z. B. umfassen sie 1-3 Genres) und Vertrautheit (z. B. konzentrieren sie sich auf sehr vertraute oder unbekannte Musik) tendenziell begrenzt sind [33].

Wenn es um die Entspannungswirkung von Musik geht, beispielsweise zum einschlafen hat Trahan et al. Selbstberichte aus Umfragen über die Rolle von Musik beim Schlaf untersucht und der Entspannung, wobei er die Einschränkungen bei der Ableitung definitiver Schlussfolgerungen aufgrund der subjektiven Natur der Daten betont [32].

Zahlreiche Studien nutzten eine Kombination aus subjektiven Fragebögen und objektiven physiologischen Messungen (wie Herzfrequenzvariabilität und Cortisolspiegel), um die Wirkung von Musik zu untersuchen. Lata und Kourtesis fanden heraus, dass Musikhören Stress tendenziell reduziert, indem es sowohl die Hypothalamus-Hypophysen-Nebennierenrinden-Achse als auch das autonome Nervensystem beeinflusst. Dies zeigte sich in einer Senkung des Cortisolspiegels und einem subjektiv empfundenen Entspannungsgefühl [15].

Allgemein wird die Validität von der Verallgemeinerung von Musikwirkungen, dadurch widerlegt dass maßgeschneiderte Ansätze bei verschiedenen Bevölkerungsgruppen, einschließlich der Altenpflege, oft effektiver zur Förderung der Entspannung beitragen als Standard-Playlists [14]. Garrido et al. heben die Bedeutung individueller Wiedergabelisten hervor, die den musikalischen Vorlieben der Patienten entsprechen, da sie damit die Beteiligung und die emotionalen Reaktionen während der Therapie steigern können [7].

Eine Studie zum psychologischen Stressreduktionsmechanismus von Musik ergab zusätzlich, dass die persönliche Musikpräferenz der entscheidende Faktor für die Stressbewältigung ist [10]. Zusätzlich kam sie zu dem Entschluss, dass die Vorliebe für Musik wichtiger ist als die Vertrautheit mit der Musik [10]. Daher kann eine subjektive Hinterfragung des „Gefallengrads“ als Teil der erfassten Metadaten wertvoll sein.

Ein weiterer Punkt der häufig angesprochen wird ist die Valenz ("Musikstimmung") der Musik, welche zwar tendenzielle Trends verfolgt, jedoch auch nicht zu verallgemeinern ist. Das liegt an der komplexen Landschaft emotionaler Erfahrungen in abhängig von Kontexten demonstriert in den folgenden zwei Studien, wobei der Fokus insbesondere darauf liegt, wie scheinbar negative Emotionen positive psychologische Ergebnisse hervorrufen können.

Matthew E Sachs et al. untersuchten, warum traurige Musik angenehm sein kann, und schlagen drei Schlüsselbedingungen vor: wenn Traurigkeit nicht bedrohlich empfunden wird, ästhetisch ansprechend ist und psychologische Vorteile wie Stimmungsregulierung mit sich bringt. Sie vermuten, dass solche Erfahrungen sogar zur Entwicklung therapeutischer Ansätze für emotionale Störungen beitragen könnten [29]. Ines Schindler et al. ergänzte dazu mit der Entwicklung der AESTHEMOS-Skala, die ästhetische Emotionen systematisch über verschiedene Bereiche hinweg misst. Ihr Rahmenwerk erfasst ein differenziertes Spektrum emotionaler Reaktionen, darunter posi-

tive Gefühle wie Schönheit und Faszination, aber auch negative Emotionen wie Langeweile [31].

Beide Arbeiten unterstreichen, dass emotionale Erfahrungen vielschichtig sind, stellen vereinfachende positive/negative Emotionskategorisierungen in Frage und heben die differenzierten Wege hervor, auf denen Menschen ästhetische Reize verarbeiten. Dadurch, dass der Emotionale Kontext der Person so relevant ist, lässt sich folgern, dass es sinnvoll wäre den mentalen Zustand, vor der Datenerfassung in die Metadaten mit aufzunehmen.

EEG-Studien nutzen typischerweise nicht-invasive Methoden, um die elektrische Aktivität der Kopfhaut mithilfe von Elektroden aufzuzeichnen. Verschiedene Studien verwendeten unterschiedliche Elektrodenkonfigurationen, um die Hirnreaktionen zu untersuchen, während die Teilnehmer verschiedene Musikrichtungen hörten. Beispielsweise nutzten Ramírez et al. EEG-Messungen, um die emotionalen Auswirkungen von Musiktherapie bei Palliativpatienten mit Krebs zu untersuchen und heben die Variabilität der Hirnaktivität hervor, die mit verschiedenen Musikinterventionen einhergeht [26].

Die Analyse von EEG-Frequenzbändern (wie Theta- und Alpha-Wellen) ist gängige Praxis, um die entspannende Wirkung von Musik zu bestimmen. Mahmood et al. untersuchten Hirnfunktionen während kurzer und langer Musikhörsitzungen und identifizierten signifikante Veränderungen der EEG-Konnektivität, die mit Entspannungszuständen korrelierten und sich vor allem durch eine erhöhte Alpha-Aktivität auszeichnen [17].

Studien zeigen übereinstimmend, dass das Hören von für den Probanden beruhigender Musik die Entspannung fördert, indem es EEG-Muster verändert, insbesondere die Stärke der Alpha- und Theta-Wellen erhöht. Kimmatkar und Babu berichteten, dass Musiktherapie nicht nur die Stimmung verbessert, sondern auch den mentalen Zustand stabilisiert, indem sie diese Hirnwellenaktivität verstärkt [13]. Marzuki et al. analysierten verschiedene Musikgenres und dokumentierten, dass bestimmte Musikarten deutlich stärkere Entspannungseffekte hervorrufen, was sich in Veränderungen der EEG-Leistungsspektrummessungen bezüglich der Alpha- Theta-Wellen zeigt [19].

Die letzte sehr erwähnenswerte Studie ist "Pentatonic sequences and monaural beats to facilitate relaxation: an EEG study"[5], da diese speziell konzipiert ist, um das Problem der Musikkomplexität und individueller Präferenzen in der „Entspannungsforschung“ zu untersuchen. Sie verwendet pentatonische Sequenzen, die komplex genug und musikalisch genug sind, um als angenehm empfunden zu werden, und gleichzeitig einfach genug, um von Hörern mit unterschiedlichem musikalischem Hintergrund geschätzt zu werden [5].

Die Studie demonstriert sehr gut in der Begründung der Auswahl/Entwicklung der auditorischen Reizen, den Einfluss von auch nur kleineren musikalischen Nuancen auf die Wirkung. Die pentatonische Tonleiter enthielt keine Halbtöne, da die Halbtöne für die Erzeugung einer psychologischen Spannung in Richtung Tonika, Dominante und Subdominante der Tonleiter verantwortlich

sind [5]. Sie verwenden die einfachste mögliche Klangfarbe: reine Töne, die sich aus nur einer Sinusfunktion für den Grundton zusammensetzen [5] und benutzen Töne im tiefen Register, weil Töne im tiefen Register als entspannender wahrgenommen werden, da durch eine Erhöhung der Tonhöhe ein Gefühl von Wachsamkeit, Not und Alarm vermittelt wird [5]. Zuletzt heben sie indirekt auch die Relevanz von persönlichen Assoziationen hervor, da sie eine Molltonleiter wählten, da Moll eher mit Abschluss, Intimität und Traurigkeit assoziiert wird als Dur. [5].

Es war bei der Recherche keine Studie ersichtlich, die sich mit der Genauigkeit der menschlichen Differenzierungsfähigkeit bei musikalischen Effekten beschäftigt, obwohl ein Großteil der Forschungsgrundlagen, mindestens komplementär Daten subjektiver Natur verwenden.

3 Theoretische und technische Grundlagen

Die Gewählte subjektive und objektive Vergleichs-Metrik ist der Einfluss von Musik auf den Entspannungsgrad der Teilnehmenden.

Die Eignung dieser Metrik resultiert primär aus der Multidimensionalität des Phänomens Entspannung. Einerseits liefert sie eine Vielzahl physiologischer Indikatoren (z. B. Hautleitfähigkeit, Herzfrequenzvariabilität, Atmung oder Muskeltonus), die präzise technische Messungen ermöglichen und teils auch subjektiv gut wahrnehmbar sind. Andererseits korrespondieren diese Werte stark mit mentalen Indikatoren, wie dem subjektiven Ruhegefühl, der Reduktion kreisender Gedanken oder emotionaler Distanzierung.

Dieses breite Spektrum erhöht nicht nur die Datendichte durch mögliche objektive Messpunkte, sondern schärft auch die Selbstwahrnehmung der Teilnehmenden. Da viele der Indikatoren (z. B. Herzschlagfrequenz, Grad der Muskelanspannung) körperlich direkt spürbar sind, wird der subjektive Abgleich mit den objektiven Daten valider/fairer. Im Gegensatz zu Metriken wie "Fokus", der subjektiv oft als binärer Zustand (fokussiert: ja/nein) wahrgenommen wird, bietet Entspannung ein differenziertes, stufenloses Spektrum, das eine feinere Abstufung der eigenen Reaktion erlaubt.

Die Anwendung der Elektroenzephalographie (EEG[ABKÜRZUNG HINZUFÜGEN]) zur Messung von Entspannung, bietet eine praktische Möglichkeit zur Beurteilung von Entspannung, da sie mit einem einzigen Gerät eine Reihe von Indikatoren erfassen kann, insbesondere wenn Zeitmangel die Verwendung mehrerer Biomarker einschränkt. Der Fokus von Indikatoren liegt hierbei auf den Alpha, Beta und Theta Frequenzbereichen, wobei jedoch hinsichtlich dieser Frequenzbereiche teilweise Vorsicht geboten ist, da eine umfassende Überprüfung von 184 EEG-Studien alarmierende Inkonsistenzen in der Forschung aufdeckte. [24]. So könne Beta irgendwo zwischen 12 Hz und 15 Hz beginnen und irgendwo zwischen 20 Hz und 50 Hz enden [24]. Diese Variabilität bedeutet, dass die Definition von Delta oder Beta in verschiedenen Publikationen nicht unbedingt mit der Definition derselben Begriffe in anderen Publikationen übereinstimmt [24].

Angesichts dieser Inkonsistenzen stellt die Auswahl von Theta (4-8 Hz), Alpha (8-13 Hz) und Beta (13-30 Hz) einen evidenzbasierten Standardisierungsversuch dar. Konkret werden folgende standardisierte Definitionen empfohlen: Delta: <4 Hz; Theta: 4-7,5 Hz; Alpha: 7,5-12,5 Hz; Beta: 12,5-30 Hz; Gamma: 30-40 Hz [24], basierend auf den am häufigsten verwendeten, sich nicht überschneidenden Frequenzen [24].

Die vorgeschlagenen Bereiche stimmen weitgehend mit diesen Empfehlungen überein und berücksichtigen gleichzeitig Methodik und Erkenntnisse aus neueren Studien. Sun-Mi Lee et al. verwendeten identische Definitionen

und wiesen klare Zusammenhänge zwischen Frequenzbereichen und Entspannungszuständen nach [16]. Sie bestätigten, dass Theta-Gehirnwellen im leichten Schlaf, Alpha-Wellen bei Entspannung und Muskelentspannung und Beta-Wellen im Wachzustand und bei geistiger Aktivität auftreten [16], wobei signifikante Unterschiede in der spektralen Grenzfrequenz der Alpha-Wellen auf einen angenehmen, stabilen und entspannten Zustand hinweisen [16].

Rumaisa Abu Hasan et al. verwendeten dieselben Frequenzbereiche und bestätigten, dass Alpha- und Beta-Bänder die Bewusstseinszustände des Gehirns widerspiegeln, wobei zunehmender Stress zu einer Abnahme der Alpha- und einer Zunahme der Beta-Aktivität führt.[9]. Ihre Arbeit zeige, dass diese spezifischen Bereiche Veränderungen des mentalen Zustands während stressauslösender Aufgaben effektiv erfassen konnten.

Die ABR (Alpha-Beta-Ratio[ABKÜRZUNG HINZUFÜGEN]) gilt als Indikator für mental Entspannung, Untersuchungen von Wen und Aris zeigen eine negative Korrelation zwischen der ABR und Stressindikatoren. Dies deutet darauf hin, dass die ABR bei steigendem Stressniveau abnimmt [34]. Dieser Zusammenhang bestätigt die Fähigkeit des ABR-Verhältnisses, entspannte Zustände von erhöhten Stressreaktionen zu unterscheiden. Insbesondere die erhöhte Alpha-Aktivität (ein Indikator für Entspannung) im Vergleich zur reduzierten Beta-Aktivität (ein Indikator für Wachheit und mentale Aktivität) dient als zuverlässiger Marker für den Entspannungsgrad.

Sie zeigen zudem, dass entspannende Bedingungen die Alpha-Wellen-Produktion steigern und gleichzeitig die Beta-Wellen-Intensität verringern [34]. Die Verwendung der ABR als globales Maß ermöglicht es Forschern daher, die allgemeine Entspannung zu erfassen, ohne aufwendige (z.B. FAA [ABKÜRZUNG HINZUFÜGEN]) EEG-Kanalanordnungen zu benötigen. Dies ist besonders vorteilhaft bei der begrenzten Kanalkapazitäten des bereitgestellten Unicorn Hybrid Black"(EEG).

Die TBR (Theta-Beta-Ratio[ABKÜRZUNG HINZUFÜGEN]) stellt ein weiteres wertvolles Maß zur Beurteilung von Entspannung dar. Erhöhte Theta-Wellen-Aktivität wird häufig mit Entspannungszuständen, Kreativität und leichtem Schlaf in Verbindung gebracht, während Beta-Wellen auf Wachheit und kognitive Belastung hinweisen. Die Relevanz der TBR wird zusätzlich durch Wen und Aris bestätigt, indem sie deren Nutzen bei der Unterscheidung von Gehirnwellenmustern unter verschiedenen Stressbedingungen aufzeigen [34]. Was impliziert, dass eine erhöhte Theta-Aktivität im Verhältnis zur Beta-Aktivität auf eine gesteigerte Entspannungsfähigkeit und geringer kognitiveren Last hinweisen kann.

Zusätzlich wird die Aussagekraft noch durch die Arbeit von Chang et al. unterstrichen. Die Studie analysiert zwei unabhängige Datensätze gesunder Erwachsener und evaluiert systematisch die Test-Retest-Reliabilität spektraler EEG-Merkmale. Spektrale Leistungsverhältnisse zeigen durchgängig bessere Ergebnisse als absolute und relative Leistungsmerkmale einzelner Frequenzbänder [4]. Absolute Alpha/Beta-Verhältnisse in verschiedenen Hirnregionen weisen Intraclass-Korrelationskoeffizienten von über 0,75 auf [4].

Die Studie belegt die Reliabilität dieser Messungen über verschiedene Intervalle und Aufzeichnungssysteme hinweg [4].

Die Bedeutung dieser Verhältnisse, insbesondere in verschiedenen Kontexten wird mithilfe von virtuellen Umgebungen gezeigt. Kims Studie zeigt, dass Teilnehmer, die natürliche Innenräume erlebten, ein erhöhtes ABR und ein verringertes TBR aufwiesen, wenn sie ein höheres Maß an Entspannung und positiver Stimmung angaben [12]. Man könnte damit auch Schlüsse darauf ziehen wie relevant die bildliche Vorstellung bei geschlossenen Augen ist, beziehungsweise die Wichtigkeit der wahrgenommenen Umgebung während der Datenerfassung.

Nun um die Verhältnisse berechnen zu können liegt die Wahl der Welch Methode nahe [34] [12]. Die Welch-Methode, ein Verfahren zur Schätzung der spektralen Leistungsdichte (PSD[ABKÜRZUNG HINZUFÜGEN]) in der Elektroenzephalographie (EEG), stellt die Leistung eines Signals über verschiedene Frequenzen hinweg, mithilfe der Verwendung verschiedener Methoden effektiv dar. Die in der Welch-Methode verwendete Fourier-Transformation ermöglicht die präzise Zerlegung von EEG-Signalen in ihre Frequenzkomponenten. Durch die Anwendung einer überlappenden Fensterungstechnik und Mittelwertbildung minimiert die Welch-Methode zusätzlich den Einfluss von Rauschartefakten in den Rohdaten des EEGs und liefert so zuverlässigere Spektralschätzungen.

Zuletzt kommen wir zu der Verwendeten Software für die Datenerfassung, sowie den verwendeten Einstellungen. Als EEG Aufnahme-Werkzeug wird der "Unicorn Recorder" mit folgenden Einstellungen verwendet: Mit einem Scaling von 50 μV wird die Live-Ansicht benutzt, womit Kontaktverluste (Flatlines) oder Clipping-Artefakte (Übersteuern des Verstärkers) sofort erkannt werden, was als Werkzeug zur Qualitätskontrolle während der Aufnahme dient. [BILD HINZUFÜGEN] Das für die Datenerfassung verwendete Unicorn Hybrid Black ist ein tragbares EEG-Headset, das für Brain-Computer-Interface (BCI) Anwendungen konzipiert wird. Es verfügt über 8 fest installierte Elektrodenkanäle. [BILD HINZUFÜGEN] Es wird der 50 Hz Notch-Filter für das europäische Stromnetz aktiviert. Jedoch ist es wertvoll in Zukunft das Nutzen des 50 Hz Cascading Notch Filter in erwägung zu ziehen, da dieser nicht nur die 50 Hz Grundfrequenz, sondern auch deren Obertöne (Harmonische bei 100 Hz, 150 Hz etc.) entfernt, welches die Sauberkeit des Signals bei EEG Nutzung ohne Elektroden-Gel fördern würde. Außerdem wird ein erfasster Frequenzbereich von 1-50 Hz eingestellt. Zuletzt wird die OSCAR Einstellung verwendet (Online Scoring and Artifact Rejection). OSCAR ist ein proprietärer Algorithmus von g.tec, der spezialisiert darauf ist, physiologische Artefakte (wie Augenblinzeln, Kiefermuskeln oder Bewegungen) in Echtzeit zu erkennen und zu korrigieren [8]. Dieser kommt vor allem dann zum Einsatz wenn bei der Aufnahme subtile Bewegungen übersehen wird, beziehungsweise bei allgemeinen undokumentierten Bewegungen des Teilnehmenden während der Aufnahme.

Ein wesentlicher schon kurzzeitig erwähnter Nachteil des verwendeten Unicorn Hybrid Black ist, dass es nicht möglich ist die Elektroden neu zu positionieren. Dies schränkt die Flexibilität ein, spezifische kortikale Areale abseits der Standardkonfiguration zu untersuchen.

Ein zentraler Aspekt des Datenerfassungsprozesses ist die physische Verbindung zwischen Elektrode und Skalp. Die Kappe [BILD HINZUFÜGEN] bietet eine standardisierte Passform, die eine schnelle Applikation und eine vergleichsweise hohe mechanische Stabilität, mithilfe des Kinnriemen, den festen Elektroden Positionen und dem engen aufliegen der Kappe, gewährleistet. Verrutschen während leichter Bewegungen und loslösen der Elektroden vom Skalp wird somit minimiert.

Obwohl das System als "Hybrid"(nass und trocken nutzbar) ausgelegt ist, wird in dieser Datenerfassung auf Wunsch der Teilnehmenden auf die Verwendung von leitfähigem Gel oder Flüssigkeit verzichtet. Dies führt zu teilweise sehr zeitintensiven Herausforderungen bei unterschiedlichen Frisuren und Haardichten. Da kein Gel zur Überbrückung der Distanz zwischen Elektrode und Kopfhaut genutzt wird, stellen Haare einen natürlichen Isolator dar und machen es bei unzureichender Erfahrung schwer, einzuschätzen wie viel Zeit es kostet guten Kontakt aufzustellen. Besonders bei Teilnehmenden mit dichtem oder lockigem Haar ist es schwierig, einen ausreichenden Kontakt herzustellen, da Die Elektroden die Kopfhaut oft nicht an allen Stellen gut erreichen können, da das Haar einen Abstandspuffer gegenüber der Kappe erstellt.

Aufgrund dieser Schwierigkeit verschiebt sich die Priorität beim Aufsetzen der Kappe. Statt einer perfekten Positionierung steht die Stabilität des Kontakts im Vordergrund, da sich nur so verwertbare Daten generieren lassen. Diese methodische Notwendigkeit befürwortet zudem die Nutzung globaler Verhältnisse in der Datenanalyse, da es nicht absehbar ist ob spezifische Kanäle immer einen guten Kontakt zum Skalp haben können.

4 Methodische Entwicklung und Versuchsaufbau

Das folgende Kapitel beschreibt den Übergang von den theoretischen Vorüberlegungen zur praktischen Umsetzung.

4.1 Evaluierungsmethodik

Um die Zuverlässigkeit der subjektiven musikalischen Beurteilungen im Vergleich zu den objektiven physiologischen Biomarkern (EEG) zu bewerten, wird für die Erhebung der subjektiven Daten gezielt ein ordinales Ranking-Verfahren benutzt. Die Methode grenzt sich von absoluten Bewertungsverfahren ab, ist jedoch so konzipiert, dass Likert-Skalen oder numerische Ratings als zusätzliche Module integriert werden können.

Numerische Verfahren (z. B. die Bewertung der Entspannung von 1 bis 10) zwingen Teilnehmende dazu, einen hochgradig abstrakten Wert für ein rein subjektives Gefühl zu vergeben. Im Gegensatz dazu sind kategoriale Likert-Skalen (z. B. „entspannt“, „neutral“, „unentspannt“) sehr nah an der Realität, da im Alltag Menschen oftmals Musik intuitiv in solche groben Schubladen einordnen.

Das Ranking-Verfahren verwirft diese realistische Alltagsbewertung nicht, sondern verfeinert sie. Es bringt auch den Vorteil, wie in der entwickelten Anwendung umgesetzt, dass diese Methode kategoriale Abfragen nicht inhärent ausgrenzt sondern komplementär zum Ranking genutzt werden kann. Das funktioniert, vor allem deshalb so gut da das Ranking-Verfahren exakt dort eingreift, wo die Likert-Skala an ihre Probleme in der späteren Auswertung stößt. Die Methode löst den alltäglichen Fall auf, bei dem mehrere Lieder pauschal derselben Kategorie (z. B. „entspannt“) zugeordnet werden.

Durch den Zwang zur feingliedrigen Differenzierung entstehen differenzierte Datensätze, die eine effizientere Datenerfassung und leichtere Auswertung der individuellen Einschätzungsfähigkeit ermöglichen. Der Ansatz bewahrt die Nähe zur intuitiven menschlichen Bewertungspraxis, indem er eine einfache Frage ob das Lied entspannend war nutzt. Gleichzeitig erweitert er den Spielraum für Differenzierungen, auch innerhalb einer Kategorie feine Unterschiede festzulegen, wird das Problem grober Pauschalbewertungen umgangen, wodurch eine große Bandbreite praxisrelevanter Einschätzungen abgedeckt werden.

Der wesentliche Nachteil absoluter Bewertungsskalen liegt in der fehlen-

den internen Referenz der Teilnehmenden. Die Einschätzung eines absoluten Entspannungsgrades (z. B. ein wenig entspannt oder eine "7 von 10") ist stark subjektiv geprägt und anfällig für psychologische Verzerrungen. So kann ein identisches Empfinden von Proband A als '6' und von Proband B als '8' gelabelt werden, was die Vergleichbarkeit der Rohdaten erschwert. Hierzu zählen zudem die Tendenz zur Mitte oder Deckeneffekte, bei denen mehrere Lieder ununterscheidbar als gleich entspannend bewertet werden. Ein Ranking-Verfahren hingegen zwingt die Teilnehmenden zu einer relativen Beurteilung (Paarvergleich), wodurch die individuellen Skalierungsunterschiede zugunsten einer eindeutigen Rangfolge normalisiert werden. Diese ordinale Normalisierung schafft eine Vergleichsbasis, womit sich übergreifende Tendenzen zwischen den Teilnehmenden vergleichen lassen, so wird beispielsweise messbar, wenn Teilnehmende elektronische Lieder im relativen Vergleich tendenziell intuitiver oder entspannender einordnen als klassische Lieder, unabhängig von ihrem persönlichen Bewertungsniveau.

Dabei ist es wichtig, dass die Teilnehmenden die Lieder im Nachhinein flexibel erneut abspielen können. Diese Form der direkten akustischen Gegenüberstellung entlastet das Kurzzeitgedächtnis und macht die relative Einordnung wesentlich verlässlicher, da die Bewertung nicht alleine auf einer verblassenden Erinnerung, sondern auf dem unmittelbaren Vergleich beruht. Die eigens entwickelte Ranking-App bietet genau diese Möglichkeit. Sie erlaubt es den Teilnehmenden, sich durch kurzes Anspielen wieder an die jeweiligen Lieder zu erinnern oder diese bei Bedarf sogar komplett neu anzuhören.

Ein entscheidender Vorteil der Ranking-Methode zeigt sich bei der Verknüpfung der subjektiven Einschätzungen mit den physiologischen Daten. EEG-Werte unterliegen von Natur aus einer massiven interindividuellen Varianz. Diese Schwankungen werden durch anatomische Gegebenheiten (wie die Schädelldicke), Kontakt der Elektroden mit dem Skalp oder den tagesformabhängigen Grundzustand der Teilnehmende verursacht. Der Versuch, solche absoluten EEG-Werte auf eine breite Likert Skala (z.B. 7) oder einer numerischen Skala zu übertragen, würde eine komplexe und fehleranfälliger Kalibrierung für jeden einzelnen Teilnehmende erfordern. Durch die Transformation der kontinuierlichen Messwerte in ein physiologisches Ranking wird dieses Problem umgangen. Es ist für die Auswertung vorerst irrelevant, auf welchem absoluten Spannungsniveau sich die Werte einer Person bewegen; entscheidend ist ausschließlich die Ordnung der Stimuli zueinander.

Ein zusätzlicher Mehrwert liegt in der geschaffenen Symmetrie zwischen der Ausgabe von objektiven Messdaten konvertiert sortiert nach Verhältnis-Stärke und subjektivem Empfinden, welches es einfach macht die Korrelation auszuwerten. Darüber hinaus ermöglicht diese Symmetrie ein direktes und verständliches Feedback für die Teilnehmenden, wie es in der entwickelten Applikation umgesetzt ist, wenn man den Vergleich zweier identischer Rangskalen (Nutzer-Ranking vs. EEG-Ranking) als Feedback-Mechanismus nutzt.

Im Gegensatz zu numerischen Skalen (z. B. 1–10) berücksichtigt ein Ranking ausschließlich die relative Reihenfolge und ignoriert absolute Abstände. Das macht die Auswertung robuster und fehlertoleranter: Einerseits verschlech-

tern kleine subjektive Ungenauigkeiten des Nutzers (etwa eine 8,0 statt 8,5) die Korrelation nicht, solange die Präferenzreihenfolge intakt bleibt. Andererseits verzerren extreme Ausschläge im EEG-Signal, beispielsweise durch Bewegungsartefakte, das Ergebnis nicht proportional zu ihrer Stärke, sondern verändern lediglich den Rangplatz.

Zusätzlich nutzt die entwickelte Applikation einen Algorithmus mit einem dynamischen Toleranzbereich (Threshold). Da das EEG minimale physiologische Differenzen erfasst, die subjektiv oft nicht spürbar sind, gelten Messwerte innerhalb dieser Toleranz als physiologisch gleichwertig. Um die Grenze der menschlichen Einschätzungsfähigkeit realistisch abzubilden, passt der Algorithmus die Reihenfolge dieser naheliegenden EEG-Werte aktiv an das subjektive Ranking des Nutzers an. Minimale, nicht wahrnehmbare Messunterschiede führen somit nicht zu einer schlechteren Korrelation, was den Abgleich zwischen objektiven Daten und subjektiver Wahrnehmung deutlich fairer macht.

Die Kombination aus ordinalem Ranking und kontinuierlichen EEG-Daten schließt trotz allem eine Gewichtung von Einschätzungsfehlern nicht aus. Bei isolierten numerischen Skalen fehlt oft der direkte Vergleich zwischen den Stimuli, um die Schwere eines Irrtums sicher zu quantifizieren. Das Ranking erzwingt hingegen eine klare Hierarchie und liefert eine formale Fehlerdistanz (Rank). Das Ranking allein reicht jedoch zur Bewertung nicht aus, da es die physiologischen Abstände ignoriert. Erst die Verknüpfung mit der tatsächlichen EEG-Abweichung (Physio) isoliert sogenannte High-Impact-Fehler. Ein Beispiel: Vertauscht ein Proband Platz 1 und 3 (Rank = 2), ist dies ein vernachlässigbarer Fehler, wenn die EEG-Werte beider Lieder nahezu identisch sind. Vertauscht er hingegen Platz 1 und 2 (Rank = 1), obwohl das EEG hier eine drastische Differenz misst, liegt eine massive Fehlwahrnehmung vor. Zusätzlich erhöht die in der Applikation implementierte einfache Entspannungsabfrage („entspannt? Ja/Nein“), durch die kategorische Verankerung, die Auswertungsmöglichkeiten. Rangiert beispielsweise ein als „entspannend“ eingestuftes Lied im EEG messbar schlechter als ein als „nicht entspannend“ markiertes Lied (beim überschreiten des Toleranzbereichs), wird ein Wahrnehmungsfehler zweifelsfrei belegt.

4.2 Konzeption der Datenerfassungsmethodik

Dieses Kapitel beschreibt die übrigen Konzepte und Methoden, sowie den Ablauf der Datenerfassung.

4.2.1 Setup und physische Umgebung

Um die Datenqualität zu gewährleisten und Artefakte durch Bewegungen zu minimieren, nehmen die Teilnehmenden während der Datenerfassung eine sitzende Position mit angelehntem Kopf ein. Ist der Kontakt der EEG-

Elektroden oder die Verbindung zum EEG in dieser Haltung unzureichend, wechseln sie in eine aufrechte Sitzposition.

Während der Aufzeichnung mithilfe des Unicorn-Recorders halten die Teilnehmenden die Augen geschlossen. Dies hat zwei Gründe: Erstens bietet das Schließen der Augen die sicherste methodische Konstante, da es den Berger-Effekt stabil hält und verhindert, dass unwillkürliches Blinzeln oder das Zufallen der Augen bei aufkommender Müdigkeit als unkontrollierbare Artefakte die Daten verfälschen. Zweitens hält diese Maßnahme die visuelle Umgebung konstant und minimiert externe Reize. Durch das Schließen der Augen in einer abgedunkelten Umgebung wird die bildliche Vorstellungskraft isoliert und die physische Umgebung als Störvariable geschwächt. Zu Beginn jeder Session erfolgt die Aufnahme der Grundaktivität (Baseline). Diese dauert, um nicht zu viel Zeit einzunehmen drei Minuten und findet ohne Musik bei geschlossenen Augen statt. Eine Besonderheit des methodischen Aufbaus ist, dass diese musiklose Phase anschließend als eigenständiges Element in das Ranking der jeweiligen Playlist einfließt. Dies dient den Teilnehmenden einerseits als hilfreicher Referenzpunkt zur relativen Einschätzung der Lieder. Andererseits liefert dieser Ansatz für die spätere Analyse wertvolle Erkenntnisse darüber, wie die Teilnehmenden den generellen Wert von Musik für ihre eigene Entspannung im direkten Vergleich zur Stille bewerten.

Externe Lautsprecher spielen die musikalischen Stimuli ab. Dabei kommen Playlists zum Einsatz, die das reale Musikhörverhalten besser widerspiegeln als isolierte Einzelsongs. Sie eignen sich zudem optimal für das anschließende Ranking, da Lieder direkt im Kontext zueinander bewertet werden. Die Playlists bestehen aus jeweils exakt fünf Lieder. Diese Begrenzung hält die Gesamtdauer der Sitzung erträglich, sorgt für regelmäßige Abwechslung zwischen Hören, Bewerten und Auswertung, während sie die kognitive Belastung eingrenzt. Zudem stellt die limitierte Anzahl sicher, dass sich die Teilnehmenden bei der Bewertung noch präzise an die Lieder erinnern. Der Fall, Lieder für das Ranking komplett erneut anhören zu müssen, entfällt dadurch nahezu komplett.

4.2.2 Ablauf der Sitzungen und Playlist-Struktur

Nach dem Beenden einer Playlist-Aufnahme, wobei die generierten Datensätze zur eindeutigen Zuordnung direkt mit der jeweiligen Nutzer-ID [ID = ABKÜRZUNG HINZUFÜGEN] und Playlist-ID benannt werden, erfolgt die Nutzereinschätzung. Sobald die Einschätzungen für alle Playlists einer Sitzung abgeschlossen sind, schließt sich das direkte automatische Auswertungsverfahren an. Dabei findet ein direkter Abgleich statt, bei dem das subjektive Ranking der Teilnehmenden und das berechnete EEG-Ranking einander gegenübergestellt und verglichen werden.

In der Benutzeroberfläche der Webanwendung wird dieser Vergleich visuell anschaulich aufbereitet. Den Teilnehmenden wird ihr eigenes Ranking in einer Tabelle direkt neben den physiologisch ermittelten Rängen präsentiert. Dabei werden verschiedene EEG-Metriken (Alpha/Beta-, Theta/Beta- und

(Alpha+Theta)/Beta-Verhältnis) herangezogen. Übereinstimmungen zwischen dem subjektiven Empfinden und den objektiven Messdaten werden für die Nutzer farblich (grün) hervorgehoben.

Die Entscheidung, gleich mehrere Frequenzverhältnisse in die Analyse einzubeziehen (Alpha/Beta, Theta/Beta sowie (Alpha+Theta)/Beta), lässt es zum einen so differenziert untersuchen, womit die Teilnehmende ihren individuellen Entspannungszustand primär assoziieren. Zum anderen ermöglicht der Vergleich die Evaluierung, ob ein kombinierter Index ((Alpha+Theta)/Beta) im Durchschnitt akkuratere Ergebnisse liefert als die "klassischen" Metriken. Nicht zuletzt steigt durch den mehrfachen Abgleich die Wahrscheinlichkeit für Übereinstimmungen, wodurch den Nutzenden eine höhere Übereinstimmung und somit motivierenderes Ergebnis präsentiert wird. Darüber hinaus erhöht die Verfügbarkeit verschiedener Methoden zur Artefaktbereinigung zusätzlich die Wahrscheinlichkeit von Übereinstimmungen in den Daten.

Darauf aufbauend errechnet das System eine verständliche „Trefferquote“ sowie einen Gesamt-Score. Basierend auf der dominierenden Metrik, also dem Verhältnis mit den meisten Übereinstimmungen, generiert die Anwendung außerdem eine individuelle Interpretation des persönlichen Entspannungstyps. Die Teilnehmenden erfahren so beispielsweise, ob sie Entspannung eher mit wacher Aufmerksamkeit assoziieren (Dominanz des Alpha/Beta-Verhältnisses), mit einer tiefen, an Schläfrigkeit grenzenden meditativen Ruhe (Dominanz des Theta/Beta-Verhältnisses) oder mit einer ausgeglichenen Mischung ((Alpha+Theta)/Beta).

Diese Form der personalisierten Rückmeldung dient als starkes Gamification-Element. Die spielerische Darstellung des eigenen „Scores“ und die grundlegende Neugier herauszufinden, wie gut man den eigenen Körper und dessen unbewusste Reaktionen einschätzen kann, motivierte die Teilnehmenden stark zur Mitarbeit. Zusätzlich steht die Option bereit die Auswertung als HTML-Report zu exportieren und per Mail gesendet zu bekommen, was indirekt als SZertifikat der Teilnahme dient.

Jeder Teilnehmende absolviert maximal zwei Datenerfassungssitzungen. Die erste Session umfasst das Hören und Bewerten von zwei festgelegten Playlists. Die optionale zweite Session beinhaltet zwei sogenannte Shuffle-Playlists. Diese enthalten exakt dieselben Lieder wie die erste Sitzung, jedoch in einer neuen Verteilung und Anordnung. Dabei wird strikt darauf geachtet, dass kein Lied denselben Vorgänger oder Nachfolger hat wie zuvor. Dieses Shuffle-Verfahren ermöglicht die Identifikation von allgemeinen Lied- oder Genre-Trends über mehrere Durchläufe hinweg. Gleichzeitig lässt sich so überprüfen, wie stark die wahrgenommene Wirkung eines Liedes von seinem spezifischen Kontext abhängt, etwa durch den direkten Vorgänger und Nachfolger, die übergreifende Playlist-Zusammensetzung oder tagesabhängige Faktoren.

Zusätzlich erhalten die Teilnehmenden die Möglichkeit, in maximal einer der Sitzungen eine selbst zusammengestellte Playlist mit fünf eigenen Liedern einzubringen und mit der Grundaktivität zu bewerten. Diese Maßnahme dient primär dazu, die Motivation für die Teilnahme an der Datenerfassung

zu steigern. In Kombination mit dem gamifizierten Auswertungs-Feedback entsteht so ein hoher Anreiz, da die Teilnehmenden direkt sehen können, wie sich ihre persönlichen Lieblingslieder objektiv auf ihre Gehirnaktivität auswirken.

4.2.3 Erfassung von Metadaten

Zu Beginn der Session erfasst das System globale Metadaten der Teilnehmenden. Dazu gehören die Teilnehmer-ID, am Untersuchungstag eingenommene Medikamente, da deren Wirkungsverlauf die Datenerfassung potenziell verfälscht, sowie durchgeführte Operationen am Schädel, welche zu Artefakten führen können. Zusätzlich wird Interessehalber abgefragt, ob den Teilnehmenden Entspannung generell besser ohne Musik gelingt.

Vor dem Abspielen jeder Playlist fragt das System den aktuellen Entspannungszustand, das Wohlbefinden und die Müdigkeit auf einer Skala von 1 bis 10 ab. Diese Kontextfaktoren können bei Veränderung im Laufe der Session die Wirkung der Lieder während der Session beeinflussen. Deren Dokumentation ermöglicht es, Schwankungen des Zustands zu berücksichtigen und bei playlistübergreifenden Auswertungen als Kontrollvariablen heranzuziehen.

Nach einer Playlist erfassen spezifische Metadaten pro Lied, ob der Song bekannt ist. Dies ist relevant, da Bekanntheit durch assoziierte Erinnerungen liedunabhängige Wirkungen erzielen kann. Zudem lässt sich so prüfen, ob ein höherer Vertrautheitsgrad die subjektive Einschätzungsfähigkeit beeinflusst. Abschließend wird abgefragt, ob das Lied den Teilnehmenden gefällt (Ja, Nein, Neutral), um später in der Auswertung zu schauen, ob es Trends der Bewertung abhängig vom Geschmack gibt, und ob es als allgemein als entspannend empfunden wird.

4.2.4 Vorbereitung und Instruktionen

Vor Beginn der Messung erhalten die Teilnehmenden Instruktionen, um optimale physiologische Voraussetzungen zu schaffen. Sie stellen sicher, dass sie vor der Datenerfassung die Toilette aufsuchen und weder hungrig noch durstig sind. Sie sollen sich natürlich verhalten und ihre Gedanken frei fließen lassen ("Lass dich auf die Musik ein"). Es gilt die Anweisung, sich wenig zu bewegen, jedoch dürfen Reflexe wie Schlucken, Kratzen oder Husten nicht unterdrückt werden. Während der Vorbereitung wird überprüft, ob das Equipment drückt oder der Hautkontakt der Elektroden spürbar ist. Für das spätere Ranking erhalten sie den Hinweis, nach einer Eingabe kurz zu warten, bis das System die Änderung registriert.

4.2.5 Handhabung des Equipments

Beim Aufsetzen der EEG-Kappe wird kommuniziert, wie sie korrekt positioniert wird (Vorne/Hinten, Oben/Unten). Das Anbringen der Elektroden übernimmt der Datenerfasser. Dies vermeidet zeitkostende Fehler und entlastet die Teilnehmenden, die dem EEG oft mit Vorsicht begegnen. Es wird auch darauf geachtet, dass der Bluetooth-Transmitter des EEGs nicht unter der Kappe liegt, um Verbindungsabbrüche zu verhindern.

Der Datenerfasser stellt anschließend den Kontakt der Elektroden mit der Kopfhaut her, indem er diese mit leichten Drehbewegungen durch die Haare führt und stellt sicher, dass der Unterriemen die Kappe fixiert, sodass sie eng und gespannt anliegt. Währenddessen vergewissert er sich, dass der Vorgang schmerzfrei für die Teilnehmenden abläuft. Die Elektrodenverbindungsansicht des Unicorn Recorders dient hier als visuelles Feedback, um gezielt Elektroden mit unzureichender Verbindung nachzujustieren.

Nach dem Kontaktieren der Kopfhaut benötigen die Elektroden oft zusätzliche Zeit, bis eine stabile Verbindung zum Recorder besteht. Beim Start der Messung ist es daher akzeptabel, wenn bis zu zwei Elektroden eine unzureichende (rote) Signalqualität aufweisen, solange die restlichen Signale stabil (grün) sind. Die Impedanzwerte verbessern sich im weiteren Verlauf meist von selbst. Ein längeres Warten auf perfekte Signalqualität ist den Teilnehmenden nicht zuzumuten, da die Erhebungssessions ohnehin 60 bis 90 Minuten in Anspruch nehmen. Längere Wartezeiten würden zudem die Rekrutierung von Teilnehmenden erschweren.

Finden mehrere Erhebungen an einem Tag statt, wird das EEG-Gerät zwischen den Sessions konsequent ausgeschaltet und aufgeladen, um technische Ausfälle zu vermeiden.

4.2.6 Software und Trigger-System zur Datensynchronisation

Um die EEG-Daten für die spätere Datenanalyse und dem automatischen Auswertungsverfahren in Lied-Segmente zu unterteilen, kommen Trigger zum Einsatz. Diese dienen dazu, die Daten zu schneiden und Störungen herauszufiltern.

Dafür existiert ein in Python geschriebenes Hilfsprogramm (`trigger_api.py`). Die Applikation besitzt eine grafische Benutzeroberfläche und reagiert auf Tastatur-Hotkeys. Tritt ein Ereignis ein, sendet die Applikation über das Netzwerkprotokoll UDP Zahlenwerte als Marker (Trigger) an die aufzeichnende Software (Unicorn-Recorder).

Das System markiert folgende Ereignisse:

Song Start/Ende (1 und 2):

Markiert die Laufzeiten der Lieder.

Transitionen Start/Ende (9 und 10):

Erfasst die Übergangsphasen zwischen zwei Songs. Dies erlaubt es, Bereiche mit Unruhe oder Überlagerungen später zu exkludieren. Die Wahl lag hierbei bei 15 Sekunden vor einem und nach einem Song Start.

Störereignisse lang oder kurz (3–8):

Erfasst visuelle Ablenkungen (3/4), auditive Störungen (5/6) sowie Körperbewegungen (7/8) in Echtzeit als Start- und Endpunkt.

Um die Trigger exakt zu setzen, dienen Notizen mit den Zeitstempeln der Playlists als Vorbereitung. Dies ermöglicht es dem Datenerfasser, die Abspielzeit im Auge zu behalten und das Drücken der Tastaturkürzel vorzubereiten. Kurzfristige Störungen markiert der Datenerfasser über die Hotkeys manuell und situativ.

4.3 Technische Realisierung des Erfassungssystems

Das folgende Kapitel bietet eine funktionale Übersicht der noch nicht erwähnten technischen Realisierung des Erfassungssystems. Die nachstehende Beschreibung ist bewusst prägnant gehalten und fokussiert sich auf die zentralen Funktionen sowie die zugrundeliegende Systemlogik. Der vollständige Quellcode der Applikation ist im Anhang dieser Arbeit zu finden, inklusive **README** zum aufsetzen der Software.

Ergänzend sei darauf hingewiesen, dass die Benutzeroberfläche der Applikation, insbesondere im Auswertungsbereich, zusätzliche Erklärungen für die Teilnehmenden bereithält, welche ebenfalls relevante und ausführlichere technische Beschreibungen der im Hintergrund ablaufenden Prozesse umfassen.

4.3.1 Systemarchitektur und Frontend-Kommunikation

Die Architektur der Anwendung basiert auf einem Modell, das serverseitiges Rendering mit clientseitiger Interaktivität verbindet. Das primäre Frontend sowie die Backend-Logik werden durch das Python-Framework Streamlit realisiert. Streamlit steuert das globale Layout, das State-Management, die Navigation zwischen den Modulen (Dateneingabe vs. Auswertung) und Tabs, sowie sämtliche Formular- und Dateiupload-Schnittstellen.

Für spezifische, hochinteraktive UI-Elemente, konkret die Drag-and-Drop-Listen für das Nutzer-Ranking-System, werden selbsterstellte React-Komponenten integriert. Die bidirektionale Kommunikation zwischen dem Streamlit-Hauptsystem und den React-Komponenten erfolgt über eine dedizierte Schnittstellenbibliothek:

- **Streamlit an React:** Das Python-Backend übergibt strukturierte Daten, wie Song-Metadaten oder Base64-encodierte Bilder und Audiodateien, als Eigenschaften (Props) an die React-Komponente.
- **React an Streamlit:** Die React-Komponenten übertragen Statusänderungen (beispielsweise eine geänderte Sortierreihenfolge oder betätigte Checkboxes für „Entspannt“ oder „Bekannt“) asynchron an den Session-State des Backends zurück, wo sie für Datenexporte oder die Auswertung persistiert werden.

4.3.2 Subjektive Datenerfassung und Datenmanagement

Das System erfasst die bewusste Bewertung der Stimuli durch den Teilnehmende das Nutzer-Ranking-System [BILD HINZUFÜGEN] in Form von Drag-and-Drop. Vor Beginn der EEG-Messungen werden die genannten globalen Metadaten [BILD HINZUFÜGEN], sowie die Metadaten vor Abspielen jeder Playlist [BILD HINZUFÜGEN] der Teilnehmenden über Eingabeformulare erhoben.

Innerhalb der interaktiven Drag-and-Drop-Ranker werden auf Item-Ebene (Lied Ebene) weitere Metadaten erfasst. Beim **Audio-Ranking** (lokale Audiodateien) können die Teilnehmende zu jedem spezifischen Song über Checkboxes angeben, ob dieser als „Entspannt“ und „Bekannt“ empfunden wird. Zusätzlich steht eine Select-Liste (Dropdown) zur Verfügung, um zu bewerten, ob das Lied gefällt („Ja“, „Nein“, „Neutral“).

Eine Besonderheit stellt die **YouTube-Integration** dar: Durch Eingabe einer öffentlichen Playlist-URL ruft das System automatisiert über die Google-API die zugehörigen Metadaten wie Titel, Thumbnails und Videolängen (Liedlänge) ab und stellt diese für das Ranking zur Verfügung. Da die Teilnehmenden hier nur Lieder aussuchen sollen, die sie mögen, sowie auch alle Lieder bekannt waren, können die Nutzer hier nur über eine einfache Checkbox zusätzlich zu jedem Lied nur angeben, ob sie das Lied als entspannt empfanden oder nicht. Das gleiche gilt auch für die Grundaktivität.

Um die Ergebnisse zu sichern und weiterzuverarbeiten, bietet das System umfangreiche **Exportfunktionen** an:

- **TXT-Export:** Eine strukturierte, menschenlesbare Textdatei, die alle Eingaben, Fragebogen-Ergebnisse und Rankings übersichtlich zusammenfasst.
- **CSV-Export:** Eine maschinenlesbare Datei für die automatische Auswertung und spätere Analyse. Wird als Sicherheits-Maßnahme nach jeder Teilnehmer-Bewertung einer Playlist gespeichert.
- **Youtube-CSV:** Speziell für YouTube-Rankings kann eine CSV-Datei generiert werden, die lediglich Songnamen, Reihenfolge der Playlist und Dauer der Lieder enthält, um die Möglichkeit zu bieten bei zukünftigen Erweiterungen die Trigger-Setzung zu automatisieren.

Für die nachgelagerte EEG-Auswertung implementiert das System ein flexibles Konzept der **Datenbereitstellung**:

- **Aktuelle Session-Daten verwenden:** Das System greift für das Nutzer-Ranking direkt auf den aktuellen Arbeitsspeicher (Session-State) zu, was sich für den problemlosen Ablauf einer Datenerfassungs-Session eignet.
- **CSV-Exportdatei hochladen:** Zuvor exportierte Ranking-Daten können als CSV-Datei hochgeladen werden. Dies entkoppelt die Datenerhebung zeitlich von Datenerfassungs-Session, oder kommt dann ins Spiel wenn es Probleme gab beim aufrecht erhalten des Session-States.
- **CSV-Exportdatei zusammenfügen:** Ergänzend erlaubt ein integriertes *CSV Merger Tool*, mehrere Teil-Exporte vor der Analyse konsistent zu einer Master-Datei zusammenzuführen. Dies ist besonders nützlich, um Unterbrechungen im Session-State zu überbrücken oder eine ganzheitliche Ansicht über mehrere Datenerfassungssessions hinweg zu generieren.

4.3.3 Qualitätskontrolle: Eventzusammenfassung

Nach dem Upload der EEG-Rohdaten führt das System einen initialen Scan der numerischen Trigger-Spalte durch und generiert eine **Eventzusammenfassung**. Diese Funktion dient der sofortigen Überprüfung, ob die Datenerfassung erfolgreich war. Das System quantifiziert die erkannten Start- und End-Trigger sowie alle visuellen, auditiven, bewegungsbedingten und transitionsspezifischen Störungen. Durch automatisierte Plausibilitätsprüfungen (z. B. Detektion von Transitionen in der Baseline oder fehlende Transition-Starts) werden Fehler in der Messdurchführung unmittelbar als Warnung oder als Invalide-Status visuell hervorgehoben.

4.3.4 Segmentierungslogik und Behandlung von Edge Cases

Die Zuordnung der kontinuierlichen EEG-Datenströme zu diskreten Song-Events erfolgt durch eine automatisierte Segmentierungslogik. Der Algorithmus iteriert durch Start-Trigger (1) und nutzt den chronologisch nächstgelegenen relevanten Trigger (1 oder 2), um das Ende des jeweiligen Segments zu definieren. Der letzte in der Datei gefundene End-Trigger (2) fungiert als Master-Endpunkt, nach welchem Signale ignoriert werden. Das System behandelt dabei robust verschiedene Anomalien (Edge Cases):

- **Pausen zwischen Stimuli:** Ein Segment schließt ordnungsgemäß beim End-Trigger (2) ab, während die darauffolgende Pause bis zum nächsten Start-Trigger (1) ignoriert wird.

- **Lückenlose Aufnahme:** Fehlt ein End-Trigger, beendet ein unmittelbar folgender Start-Trigger das vorherige Segment.
- **Fehlendes Aufnahme-Ende:** Weist das letzte Lied keinen End-Trigger auf, gilt das Dateiende als gültiges Ende des Segments.

4.3.5 Umfangreiche Datenreinigungs-Logik (Cleaning)

Um die Validität der Frequenzanalyse zu sichern, durchlaufen die segmentierten EEG-Daten eine Bereinigung (Artifact Rejection), die in vier hierarchischen Stufen, die für den Nutzer zur Auswahl stehen, unterteilt wird:

- **Ohne:** Die Rohdaten des Segments bleiben unverändert.
- **Normal:** Es werden Übergangsphasen zwischen den Songs entfernt, um physiologische Überschneidungen zu minimieren. Ab dieser Stufe greift auch die Logik der **Anfangs-Transition**: Diese wird vom System spezifisch und ausschließlich dann erkannt, wenn auf den Start-Trigger des ersten Songs einer Playlist (1) ein Transition-Ende (10) folgt, ohne dass zuvor ein regulärer Transition-Start (9) aufgezeichnet wurde.
- **Strikt:** Ergänzend zur normalen Reinigung werden definierte „Lange Events“ (visuelle, auditive oder bewegungsbedingte Störungszeiträume) eliminiert. Der Algorithmus wendet hier einen konfigurierbaren **Reaktions-Puffer** an, welcher den Startpunkt der Bereinigung auf der Zeitachse rückwirkend in die Vergangenheit verschiebt, um Latenzen oder physiologische Vorahnungen aus dem Datensatz zu tilgen.
- **Sehr Strikt:** Auf dem höchsten Level werden zusätzlich „Kurze Events“ (punktuelle Störungen ohne End-Trigger) entfernt. Die Bereinigung erfolgt in einem konfigurierbaren **Zeit-Radius** um den Trigger, wobei auf der linken Zeitachse (Vergangenheit) der Reaktions-Puffer additiv hinzugefügt wird.

4.3.6 Signalverarbeitung

Die bereinigten EEG-Segmente durchlaufen eine Fourier-Transformation (Welch-Methode) zur Berechnung der Leistungsdichte in spezifischen Frequenzbändern (Theta, Alpha, Beta). Aus diesen Werten extrahiert und berechnet das System die ausgewählten physiologische „Entspannungs-Verhältnisse“.

4.4 Stimulus Design

Die Zusammenstellung des obligatorischen musikalischen Stimulus-Material wird in in den zwei aufeinanderfolgende Sets (im Folgenden als Playlist 1 und Playlist 2 bezeichnet) unterteilt. Die Auswahl der Lieder basiert auf festgelegten Kriterien, um subjektive Störvariablen zu minimieren, eine kontrollierte Variation der Aufgabenschwierigkeit zu erzeugen und die heutige Musiklandschaft gut repräsentieren zu können.

Die Lieder sind primär instrumentaler Natur. Mit einer einzigen Ausnahme enthalten die Lieder keine Vocals; in einem Stück ist minimaler Gesang vorhanden, der jedoch frei von Lyrics ist und rein klangmalerisch eingesetzt wird. Dies diente der methodischen Kontrolle, da sprachliche Inhalte und Texte, für die Teilnehmenden, unvorhersehbare semantische Assoziationen auslösen können. Durch diese Beschränkung wurde sichergestellt, dass die Reaktionen der Teilnehmenden primär durch musikalische Merkmale bedingt sind.

Ein zentrales Charakteristikum aller Lieder ist die geringe intra-musikalische Variabilität: Tempo, Stimmung und das allgemeine Klangbild bleiben im Verlauf weitgehend konstant. Bei der Auswahl wurde bewusst darauf geachtet, dass die Lieder keine eindeutig melancholischen oder aggressiven Stimmungsbilder aufweisen. Durch den Ausschluss solcher emotionalen Extreme sollen starke emotionale Verzerrungen vermieden und eine neutralere, kontrollierte Basis für die Evaluation geschaffen werden.

Während die allgemeinen Kriterien die Basis bilden, wurden die beiden Playlists bewusst so konzipiert, dass sie einen starken Kontrast in Bezug auf ihre innere Dynamik und die Schwierigkeit der Genrezuordnung aufweisen: Die erste Playlist wurde so gestaltet, dass die Beurteilung für die Versuchspersonen vergleichsweise einfach ausfällt. Es besteht aus fünf Liedern gewohnter, zeitgenössischer Genres, die klare und zwischen Genres leicht zu unterscheidende Merkmale aufweisen. Die Playlist setzt sich aus zwei elektronischen Liedern (stilistisch vergleichbar mit Ambient-Musik), einem klassischen Klavierstück sowie zwei temporeicheren Hintergrundstücken mit klassischen, sich teilweise überschneidenden Instrumentierungen zusammen.

Das zweite Set repräsentiert eine deutlich höhere Schwierigkeitsstufe bei der Wahrnehmung und Beurteilung. Das verbindende Element dieser Lieder ist die Instrumentierung: Jedes Lied beinhaltet zwingend entweder eine akustische Gitarre oder eine E-Gitarre als dominantes Hauptinstrument. Trotz dieser instrumentalen Gemeinsamkeit sind die musikalischen Ausprägungen stark unterschiedlich und stilistisch unkonventionell.

5 Auswertung und Evaluierung

Füge hinzu dass bachelor.py mit im anhang ist in der die Erkundung der Daten in Form verschiedener Analyse verfahren unternommen wurde, inklusive viele Technische und Methodische Beschreibungen

6 Zusammenfassung und Ausblick

Quellenverzeichnis

- [1] ANNA'S ARCHIVE: Spotify Metadata Mass Scrape (256M Tracks, 86M Audio Files). <https://www.kaggle.com/datasets/lordpatil/spotify-metadata-by-annas-archive>. Version: 12 2025. – Zugriffen: 2026-02-22
- [2] A.V. MAPPING: Technical Analysis of the Anna's Archive Spotify Mass Scrape. <https://avmapping.co/en/blog/Technical-Analysis-of-the-Anna-s-Archive-Spotify-Mass-Scrape/> Version: 12 2025. – Zugriffen: 2026-02-22
- [3] BANZON, Gabrielle ; LEONARD, Hakeem: Genre-Bending: A Discourse on Globalization and Culture With Implications for Music Therapy
- [4] CHANG, Jinwon: Test-Retest Reliability of Single Spectral Power and Spectral Power Ratios in Relative and Absolute Values
- [5] COSTA, Marco ; VISENTIN, Chiara ; OCCHIONERO, Miranda ; TONETTI, Lorenzo ; PRODI, Nicola ; NATALE, Vincenzo: Pentatonic Sequences and Monaural Beats to Facilitate Relaxation: An EEG Study
- [6] FABER, Sarah ; BELDEN, Alexander ; LOUI, Psyche ; MCINTOSH, Anthony R.: Age-Related Variability in Network Engagement During Music Listening
- [7] GARRIDO, Sandra ; STEVENS, Catherine ; CHANG, Esther ; DUNNE, Laura ; PERZ, Janette: Music and Dementia: Individual Differences in Response to Personalized Playlists
- [8] GTEC OSCAR: OSCAR LIVE VEP – Advanced Artifact Removal. <https://www.youtube.com/watch?v=JFLn7Pgfy4>. Version: 6 2024. – Zugriffen: 2026-02-23
- [9] HASAN, Rumaisa A. ; SULAIMAN, Shahida b. ; ASHYKIN, Nur N. ; ABDULLAH, Mohd N. ; HAFEEZ, Yasir ; ALI, Syed Saad A.: Workplace Mental State Monitoring During VR-Based Training for Offshore Environment
- [10] JIANG, Jun ; RICKSON, Daphne ; JIANG, Cunmei: The mechanism of music for reducing psychological stress: Music preference as a mediator. In: The Arts in Psychotherapy 48 (2016). <http://dx.doi.org/https://doi.org/10.1016/j.aip.2016.02.002>. – DOI <https://doi.org/10.1016/j.aip.2016.02.002>. – ISSN 0197-4556
- [11] JUSTIN, Rizky S. ; DARMAYUDA, I K.: Boundless Creation, Virtual Music and Global Collaboration

- [12] KIM, Sieun: Cognitive Efficiency in VR Simulated Natural Indoor Environments Examined Through EEG and Affective Responses
- [13] KIMMATKAR, Nisha V. ; BABU, B. V.: Novel Approach for Emotion Detection and Stabilizing Mental State by Using Machine Learning Techniques
- [14] KRAUSE, Amanda E. ; DAVIDSON, Jane W.: A Qualitative Exploration of Aged-Care Residents' Everyday Music Listening Practices and How These May Support Psychosocial Well-Being
- [15] LATA, F. ; KOURTESIS, Ioannis: Listening to Music as a Stress Management Tool
- [16] LEE, Sun-Mi ; PARK, Sin-Ae: Psychophysiological and Psychological Responses of Teenage Students Conducting Computer Programming Activities Combined With Horticultural Activities
- [17] MAHMOOD, Danyal ; NISAR, Humaira ; YAP, Vooi V. ; TSAI, Chi-Yi: The Effect of Music Listening on EEG Functional Connectivity of Brain: A Short-Duration and Long-Duration Study
- [18] MARTÍNEZ-SÁEZ, María C. ; ROS, Laura ; LÓPEZ-CANO, Marco A. ; NIETO, Marta ; BRAVO, Beatriz N. ; LATORRE, José M.: Effect of Popular Songs From the Reminiscence Bump as Autobiographical Memory Cues in Aging: A Preliminary Study Using EEG
- [19] MARZUKI, Nurhanis Izzati C. ; MAHMOOD, Nasrul H. ; SAFRI, Norlaili M.: Type of Music Associated With Relaxation Based on EEG Signal Analysis
- [20] MEHR, Samuel A. ; SINGH, Manvir ; KNOX, Dean ; KETTER, Daniel ; PICKENS-JONES, Daniel ; ATWOOD, S. ; LUCAS, Christopher ; JACOBY, Nori ; EGNER, Alena ; HOPKINS, Erin J. ; HOWARD, Rhea M. ; HARTSHORNE, Joshua K. ; JENNINGS, Mariela ; SIMSON, Jan ; BAINBRIDGE, Constance M. ; PINKER, Steven ; O'DONNELL, Timothy J. ; KRASNOW, Max M. ; GLOWACKI, Luke: Universality and Diversity in Human Song
- [21] MUCHITSCH, Veronika: "Genrefluid" Spotify Playlists and Mediations of Genre and Identity in Music Streaming
- [22] NAULT, Jean-François ; BAUMANN, Shyon ; CHILDRESS, Clayton ; RAWLINGS, Craig M.: The Social Positions of Taste Between and Within Music Genres: From Omnivore to Snob
- [23] NAVE, Gideon ; MINXHA, Juri ; GREENBERG, David M. ; KOSIŃSKI, Michał ; STILLWELL, David ; RENTFROW, Jason: Musical Preferences Predict Personality: Evidence From Active Listening and Facebook Likes
- [24] NEWSON, Jennifer J. ; THIAGARAJAN, Tara C.: EEG Frequency Bands in Psychiatric Disorders: A Review of Resting State Studies

- [25] PARADA-CABALEIRO, Emilia ; BATLINER, Anton ; SCHULLER, Björn W.: The Effect of Music in Anxiety Reduction: A Psychological and Physiological Assessment
- [26] RAMÍREZ, Rafael ; PLANAS, Josep V. ; ESCUDE, Nuria ; MERCADÉ, Jordi J. ; FARRIOLS, Cristina: EEG-Based Analysis of the Emotional Effect of Music Therapy on Palliative Care Cancer Patients
- [27] RENTFROW, Peter J. ; GOLDBERG, Lewis R. ; LEVITIN, Daniel J.: The Structure of Musical Preferences: A Five-Factor Model.
- [28] RENTFROW, Peter J. ; GOLDBERG, Lewis R. ; STILLWELL, David ; KOSIŃSKI, Michał ; GOSLING, Samuel D. ; LEVITIN, Daniel J.: The Song Remains the Same: A Replication and Extension of the MUSIC Model
- [29] SACHS, Matthew E. ; DAMASIO, Antonio ; HABIBI, Assal: The pleasures of sad music: a systematic review. In: Frontiers in Human Neuroscience Volume 9 - 2015 (2015). <http://dx.doi.org/10.3389/fnhum.2015.00404>. – DOI 10.3389/fnhum.2015.00404. – ISSN 1662–5161
- [30] SCARINGELLA, Nicolas ; ZOIA, Giorgio ; MLYNEK, D.: Automatic Genre Classification of Music Content: A Survey
- [31] SCHINDLER, Ines ; HOSOYA, Georg ; MENNINGHAUS, Winfried ; BEERMANN, Ursula ; WAGNER, Valentin ; EID, Michael ; SCHERER, Klaus R.: Measuring aesthetic emotions: A review of the literature and a new assessment tool. In: PLOS ONE 12 (2017), 06, Nr. 6. <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0178899>. – DOI 10.1371/journal.pone.0178899
- [32] TRAHAN, Tabitha ; DURRANT, Simon ; MÜLLENSIEFEN, Daniel ; WILLIAMSON, Victoria J.: The Music That Helps People Sleep and the Reasons They Believe It Works: A Mixed Methods Analysis of Online Survey Reports
- [33] WALLE, Hazel A van d. ; WU, Wei ; MARGULIS, Elizabeth H. ; JAKUBOWSKI, Kelly: MUSIFEAST-17: MUsic Stimuli for Imagination, Familiarity, Emotion, and Aesthetic STudies Across 17 Genres
- [34] WEN, Tee Y. ; ARIS, Siti Armiza M.: Electroencephalogram (EEG) Stress Analysis on Alpha/Beta Ratio and Theta/Beta Ratio