

Inhaltsbasierte Musikempfehlung mit Convolutional Neuronalen Netzwerken

WEIDHAS PHILIPP

Matr.nr: 123456

philipp.weidhas@st.oth-regensburg.de

WILDGRUBER MARKUS

Matr.nr: 123456

markus.wildgruber@stud.oth-regensburg.de

Zusammenfassung

Hier kommt die Zusammenfassung...

1. EINLEITUNG

Im ersten Halbjahr des Jahres 2017 wurden 62% der Einnahmen der amerikanischen Musikindustrie durch Streaming Plattformen (wie Spotify, Apple Music, Pandora etc.) erzielt. Im Vergleich zu Vorjahr erhöhten sich dadurch die Einnahmen um 48% auf 2.5\$ Milliarde [1][2]. Es zeigt sich, dass automatisierte Empfehlungssysteme weit verbreitet sind.

Obwohl diese in den letzten Jahren viel erforscht wurden, existieren noch Probleme, die bislang zu wenig in Musikempfehlungssystemen berücksichtigt wurden. Neben der große Anzahl an verschiedenen Stile und Genres, beeinflussen sowohl soziales- und geographisches Umfeld, sowie der aktuelle Gemütszustand die Vorliebe eines Hörers. [3]

Nach Schedl [4] gibt es in der Musik Information Retrieval(MIR) vier Kategorien die einen Einfluß auf die Wahrnehmung von ähnlicher Musik haben. *Musikinhalt* bezieht sich auf alles, dass aus dem Signal selbst herausgefiltert werden kann. Dazu zählen Aspekte wie der Rhythmus, die Melodie, die Harmonie oder die Stimmung eines Stücks.[5]

Als *Musikkontext* versteht man alle Aspekte, die nicht aus dem Audiosignal abgeleitet werden, sondern Informationen die über ein Musikstück bekannt sind. Beispielsweise Metadaten wie der Titel eines Lieds, das Genre, Name des

Künstlers oder das Erscheinungsjahr [5].

Die *Benutzereigenschaften* beziehen sie auf Persönlichkeitsmerkmale, wie Geschmack, musikalisches Wissen und Erfahrung oder den demographischen Hintergrund [5].

Im Unterschied dazu steht der *Benutzerkontext*, der sich auf die aktuelle Situation des Hörers bezieht. Dabei wird er durch seine Umgebung, seiner Stimmung oder der aktuellen Aktivität beeinflusst [5].

Bislang werden Informationen über den Hörer durch ein Benutzerprofil repräsentiert. Das Profil enthält oftmals nur wenig Hintergrund Informationen des Hörers und beschränkt sich auf Lieder, die ein Benutzer angehört und bewertet hat [3]. Das Nutzen dieser Daten um Musikvorschläge zu machen wird als Kollaboratives Filtern (CF) bezeichnet. In der Studie von Vigliensoni und Fujinaga [6] zeigt sich ein deutlicher Unterschied zwischen herkömmlichen Benutzerprofilen und das Einfügen von Zusatzinformationen. Durch das Hinzufügen der Features demographischen Hintergrund und Entdeckergeist des Hörers konnte im Vergleich zu einem herkömmlichen Profil eine 12% besser Genauigkeit erreicht werden.

Der weitere Verlauf der wissenschaftlichen Arbeit ist wie folgt organisiert. Im 2. Abschnitt werden verschiedene Ansätze in den jeweiligen Methodenbereichen vorgestellt. Im 3. Kapitel werden die erfolgreichsten Ansätze miteinander verglichen. Teil 4 zeigt ein eigenes Experiment zu dem Thema. Abschnitt 5 schließt diese Arbeit ab und diskutiert zukünftige For-

schungsrichtungen. //TO DO

2. METHODEN ZUR MUSIKEMPFEHLUNG

Es gibt vier verschiedene Methoden, die in Musikempfehlungssystemen verwendet werden: kollaboratives -, inhaltsbasierte -, kontextbasiertes Filtern und die hybride Methode [7].

2.1 Kollaboratives Filtern

Kollaboratives Filtern prognostiziert Vorlieben eines Hörers, indem es aus unterschiedlichen Benutzer-Lied Verhältnissen lernt. Es basiert auf der Annahme, dass Verhalten und Bewertungen andere Nutzer auf eine vernünftige Vorhersage für den aktiven Benutzer schließen lassen [8]. Durch explizite oder implizite Rückmeldung an das Empfehlungssystem empfiehlt dieses neue Lieder, indem es Gemeinsamkeiten auf Basis der Bewertungen vergleicht [9].

Eine Vorhersage, ob ein Lied einem Benutzer vorgeschlagen werden soll, kann auf zwei verschiedene Arten erfolgen. In der ersten Methode werden Ähnlichkeiten von Bewertungsmustern verglichen. Lieder werden als ähnlich erachtet, wenn sie von denselben Benutzern positiv bewertet wurden. Die zweite Methode berechnet ihre Vorhersage in dem sie ähnliche Profile zu einem Bestimmten sucht und deren Positiv bewerteten Lieder als Vorschlag benutzt. [10]

Verschiedene Studien ([9][11]) zeigen das CF alternative Methoden in der Genauigkeit übertrifft, weshalb es nicht nur im Bereich der Musikempfehlung als die Erfolgreichste gilt.

Trotz der Popularität des CF gibt Probleme die bei der Verwendung der Methode beachtet werden müssen. Beim Cold-Start Problem liegen noch keine Bewertungen für ein Lied vor, wodurch es auch nicht vorgeschlagen werden kann. Dasselbe Problem gibt es bei einem neuen Benutzer, diesem kann kein guter Vorschlag gemacht werden, da es an Information mangelt welche Art von Musik ihm gefällt. [8] Neben

dem Cold-Start Problem gibt es noch weitere Probleme die in [8] aufgeführt werden.

2.2 Inhaltsbasierter Filter

2.3 Kontext-basierter Filter

2.4 Hybrider Methode

Bei hybriden Methoden werden verschiedene Filtertechniken mit einer verbunden, wodurch ein besseres Vorschlagsergebnis erzielt wird. Meistens wird ein kollaborativer Filter mit einem anderem kombiniert. Durch diese Kombination können Nachteile einer einzelnen Methode verschwinden. [12]

Burke [12] definiert unterschiedliche Arten von Hybrid-Filtern, die von verschiedenen Forschern benutzt wurden.

Als *gewichtet* wird eine hybride Methode bezeichnet, die alle Ergebnisse einzelner Empfehlungen zusammenfügt und daraus den Wert des empfohlenen Liedes errechnet. Durch unterschiedliche Gewichtung der Methoden kann das der Empfehlungsprozess optimiert werden. Der *wechselnde* Ansatz benutzt ein bestimmtes Kriterium anhand dessen es die Methode zur Vorschlagsbestimmung wechselt. Dies kann beispielsweise dann der Fall sein, wenn der erste Filter kein zuversichtliches Ergebnis liefert. Dann wechselt das System den Filter und bekommt ein besseres Empfehlungsergebnis. Bei *gemischten* hybriden Empfehlungen werden unterschiedliche Techniken direkt miteinander vermischt. Dadurch kann für ein System mit inhaltsbasierten Filter das Cold-Start Problem vermieden werden. Als *Wasserfall* Methode wird ein gestufter Ansatz bezeichnet, in dem das Ergebnis des ersten Filters als zusätzliche Eingabe des Nächsten dient. Durch die Priorisierung in der ersten Stufe kann ein feinerer Unterschied der höchsten Lieder erfolgen.

3. BESTEHENDE ANSÄTZE ZUR PROBLEMLÖSUNG

4. CONVOLUTIONAL NEURONALE NETZWERKE

4.1 Aufbau eines Convolutional Neuronalen Netzes

Im Unterschied zu regulären DNN verwendet das CNN Neuronen, die drei Dimensionale angeordnete sind. Durch diese Anordnung ist es möglich größere Inputdaten in derselben Geschwindigkeit zu verarbeiten wie zuvor [17]. Um eine CNN Architektur zu erstellen werden drei Haupttypen von Schichten verwendet: Faltungs- (convolutional layer), Vereinigungs- (pooling layer) und einer vollständig verbundenen Schicht (fully-connected layer).

Faltungsschicht

Jede Faltungsschicht besteht aus einem oder mehreren lernfähigen Filtern. Jeder dieser Filter ist räumlich kleiner (Höhe und Breite) aber erstreckt sich über die selbe Tiefe der Eingangsmatrix. Durch die Iteration über jeden Punkt in der Eingabematrix erstellt die Faltungsschicht eine zweidimensionale Aktivierungskarte. Anhand dieser erkennt die Schicht dann gewünschte Merkmale wieder [17].

Sei die Eingabematrix I eine $7 \times 7 \times 3$ Matrix und K ein $3 \times 3 \times 3$ Filter. So wird in der Ausgabematrix S die Stelle (i,j) durch die Gleichung (1) berechnet. Eine genauere Herleitung der Gleichung findet der Leser u. a. bei Goodfellow [18](328f). Die Faltung wird in Abbildung 1 dargestellt.

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) \quad (1)$$

$$(I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) K(m, n) \quad (2)$$

Gleichung (2) zeigt eigentlich Cross-Correlation wird aber oft auch als Faltung bezeichnet [18](328)

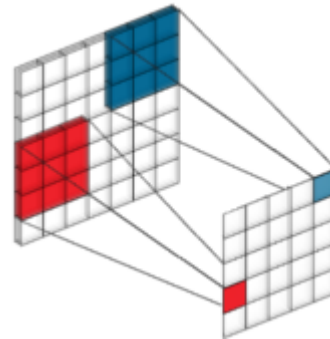


Abbildung 1: Faltung einer $7 \times 7 \times 3$ Matrix mit einem $3 \times 3 \times 3$ Filter und erzeugter Aktivierungskarte [19]

Verbindungsschicht

Üblicherweise wird eine Verbindungsschicht zwischen zwei Faltungsschichten eingefügt. Seine Funktion besteht darin, schrittweise die Größe der Darstellung zu reduzieren, um die Anzahl der Parameter und dadurch die Berechnung des gesamten Netzwerkes zu verringern [17]. Sie ersetzt die Ausgabe eines Netzes an einem bestimmten Punkt durch eine statistische Zusammenfassung der naheliegendsten Ausgänge. Verschiedene Ansätze dafür sind Max Pooling, definiert nach Zhou [20], Übergabe der größte Zahl in einem rechteckigen Umfeld, Durchschnittsberechnung des Umfeldes oder ein gewichteter Durchschnitt basierend auf der Entfernung eines zentralen Punktes [18](355).

Vollständig verbundenen Schicht

Neuronen in einer vollständig verbundenen Schicht haben Verbindungen zu allen Knoten der vorherigen Schicht. Ihre Aktivierung wird durch eine Matrixmultiplikation und einem Bias-Offset berechnet [17]. Die vollständig verbundenen Schicht wird als Ausgabeschicht verwendet um aus der Eingangsmatrix einen Vektor zu erzeugen.

Training

4.2 Vergleich verschiedener Ansätze

5. EXPERIMENT

5.1 Aufbau

5.2 Ergebnis

6. VERGLEICH MIT STAND DER
FORSCHUNG UND AUSBLICK

LITERATUR

- [1] Joshua P. Friedlander. News and notes on 2017 mid-year riaa revenue statistics. RIAA, 2017.
- [2] Dan Rys. *U.S. Music Industry's Revenue Growth Accelerates As Paid Streaming Subscriptions Rise 50 Percent*. Billboard, 2017. <https://www.billboard.com/articles/business/7972868/us-music-industry-revenue-growth-accelerates-paid-streaming-50-percent>.
- [3] Aäron van den Oord, Sander Dieleman, and Benjamin Schrauwen. Deep content-based music recommendation. *Advances in Neural Information Processing Systems* 26, 2013.
- [4] Markus Schedl, Arthur Flexer, and Julián Urbano. *The neglected user in music information retrieval research*, volume 36. Springer, 2013.
- [5] Peter Knees and Markus Schedl. *Music Similarity and Retrieval*, volume 41. Springer, 2016.
- [6] Gabriel Viglienconi and Ichiro Fujinaga. Automatic music recommendation systems: Do demographic, profiling, and contextual features improve their performance? *Proceedings of the 17th International Society for Music Information Retrieval Conference*, pages 94–100, 2016.
- [7] Juuso Kaitila. A content-based music recommender system. Master thesis, University of Tampere, 2017.
- [8] Óscar Celma. *Music Recommendation and Discovery - The Long Tail, Long Tail, and Long Play in the Digital Music Space*. Springer, 2010.
- [9] B. McFee, T. Bertin-Mahieux, D. P. W. Ellis, and G. R. G. Lanckriet. The million song dataset challenge. *21st International Conference Companion on World Wide Web*, pages 909–916, 2012.
- [10] Michael D. Ekstrand, John T. Riedl, and Joseph A. Konstan. Collaborative filtering recommender systems. *Foundations and Trends in Human-Computer Interaction*, 4:175–243, 2011.
- [11] Robin Burke. Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Model. User-Adapt. Interact.*, pages 331–370, 2002.
- [12] Luke Barrington, Reid Oda, and Gert Lanckriet. Smarter than genius? human evaluation of music recommender systems. *Proceedings of the 10th International Society for Music Information Retrieval Conference*, pages 357–362, 2009.
- [13] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, pages 1097–1105, 2012.
- [14] Changxing Ding and D. Tao. Robust face recognition via multimodal deep face representation. *Multimedia, IEEE Transactions on*, Volume 17:2049–2058, 2015.
- [15] Alex Graves, Abdel-Tahman Mohamed, and Geoffrey E. Hinton. Speech recognition with deep recurrent neural networks. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE International Conference on*, pages 6645 – 6649, 2013.

- [16] Xinixi Wang, Ye Wang, David Hsu, and Ye Wang. Exploration in interactive personalized music recommendation: A reinforcement learning approach. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, Volume 11 Issue 1, 2014.
- [17] Andrej Karpathy. *Convolutional Neural Networks for Visual Recognition*. Stanford University, 2017. <https://github.com/cs231n/cs231n.github.io>.
- [18] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. <http://www.deeplearningbook.org>.
- [19] Jonas Knupp. Einführung in deep learning – lstm und cnn. 2015.
- [20] Zhou Y. and Chellappa R. Computation of optical flow using a neural network. *IEEE International Conference*, 71–78, 1988.