

Sinfonische Blasmusik als neuer Anwendungsfall in der automatisierten Musikverarbeitung

Stefan Balke

Weserberglandorchester Bödexen, Höxter, Deutschland, E-Mail: stefan@balke.at

Sinfonische Blasmusik deckt eine Vielzahl von Genres ab: Angefangen mit Unterhaltungsmusik, über Arrangements von Filmmusik, bis hin zu zeitgenössischen Originalkompositionen. Sinfonische Blasorchester sind fest verankert in der deutschsprachigen Musik- und Ensemblelandschaft. Vor allen Dingen im Amateurmusikbereich erfreuen sie sich zunehmender Beliebtheit und sind in vielen Städten und Ortschaften aus dem kulturellen Leben nicht wegzudenken. Professionelle Blasorchester sind vor allen Dingen in der Militärmusik anzutreffen (z.B. in Form von Musikkorps der Bundeswehr). Der Musikzweig der Blasmusik im Allgemeinen ist durch Forschung im Bereich der automatisierten Musikverarbeitung bislang kaum bis gar nicht betrachtet worden. Mit diesem Beitrag wollen wir die Blasmusik sowie die Ensembleform des Sinfonischen Blasorchesters als Anwendungsfall für die automatisierte Musikverarbeitung vorstellen. Anhand von Fallbeispielen aus der Marschmusik sollen erste Ergebnisse präsentiert werden, in welchem Umfang existierende Methoden aus der Musikverarbeitung bereits ohne Anpassungen für die Sinfonische Blasmusik verwendet werden können. Ferner wird skizziert, welche Herausforderungen und Chancen sich mit diesem Musikzweig für die automatisierte Musikverarbeitung ergeben (z.B., Intonationsanalyse in gleichzeitig erklingenden Bläserklängen oder die Analyse von Strukturen in Musikstücken).

Einleitung

In Deutschland gibt es einer repräsentativen Umfrage zufolge schätzungsweise 14,3 Mio. Amateurmusizierende, davon singen 26% in Chören und 14% in Orchestern oder Vereinen (Überschneidungen möglich) [1]. Dies resultiert in ca. 2 Mio. Amateurmusizierenden, die in Orchestern oder Vereinen aktiv sind. Hinzu kommen Blasorchester, die aus hauptberuflichen Musizierenden bestehen: Wichtige Vertreterinnen sind in Deutschland die Landes-/Bundespolizei-Orchester, die Musikkorps der Bundeswehr und die Sächsische Bläserphilharmonie. Darüberhinaus prägen viele Auswahl- und Projektorchester die Blasorchesterlandschaft im Bundesgebiet.

Abb. 1 zeigt die Aufnahme einer typischen Besetzung eines Sinfonischen Blasorchesters: Holz (u.a. Querflöte, Klarinette, Oboe, Fagott, Saxophone), hohes Blech bestehend aus Trompeten und Flügelhörnern, tiefes Blech (u.a. Tenorhorn, Posaune, Tuba) sowie dem Schlagwerk (u.a. Kesselpauken, Drumset, Stabspiele, Percussioninstrumente). Das Repertoire eines Sinfonischen Blasorchesters ist sehr breit gefächert. Beginnend mit den traditionell mit dieser Besetzung assoziierten Genres wie Märschen und Polkas, hat sich das Repertoire in den



Abbildung 1: Fotoaufnahme des Weserberglandorchester Bödexen während eines Konzertes. Es zeigt eine typische Besetzung eines Sinfonischen Blasorchesters bestehend aus Holz- und Blechbläsern sowie dem Schlagwerk (Foto: S. Becker).

letzten Jahrzehnten stark weiterentwickelt. Die Verlage bieten den Musizierenden eine breite Auswahl an Arrangements bekannter Filmmusiken oder Musicals, aktuellen Popsongs und „Evergreens“ sowie einer wachsenden Anzahl von Originalkompositionen. Musikwissenschaftliche Forschung erfolgt primär innerhalb der Internationalen Gesellschaft zur Erforschung & Förderung der Blasmusik (IGEB).¹ Einen Überblick über die Forschungsaktivitäten bis 1992 geben bspw. die Ausführungen von Achim Hofer [2].

Die oben genannte Bandbreite der Sinfonischen Blasmusik können für das Feld der automatisierten Musikverarbeitung (Music Information Retrieval) interessante Aufgabenstellungen bereithalten. In dieser Arbeit wird eine erste Aufgabenstellung, das sog. Beattracking, auf Marschmusik erprobt [3]. Die Aufgabe des Beattrackers ist es, anhand der Musik die Stellen in der Musik zu finden, an denen ein Beat zu finden ist. Im weiteren Verlauf der Arbeit stellen wir zunächst den Datensatz vor. Durch die anschließenden Experimente sollen zwei Forschungsfragen bearbeitet werden: (1) Ist ein aktueller Beattracker in der Lage in einem Evaluationsdatensatz bestehend aus Marschmusik, gespielt von einem Sinfonischen Blasorchester, zuverlässig den Beat zu extrahieren? (2) Kann dieser Beattracker im Anschluss dazu genutzt werden, um in einer Korpusstudie Aufschlüsse darüber zu geben, in wie weit die notierten Tempi der Märsche eingehalten werden. Abschließend folgt eine Diskussion und ein Ausblick auf weitere Fragestellungen, die sich in der Kombination aus sinfonischer Blasmusik und automatisierter Musikverarbeitung ergeben.

¹<https://www.igeb.net>

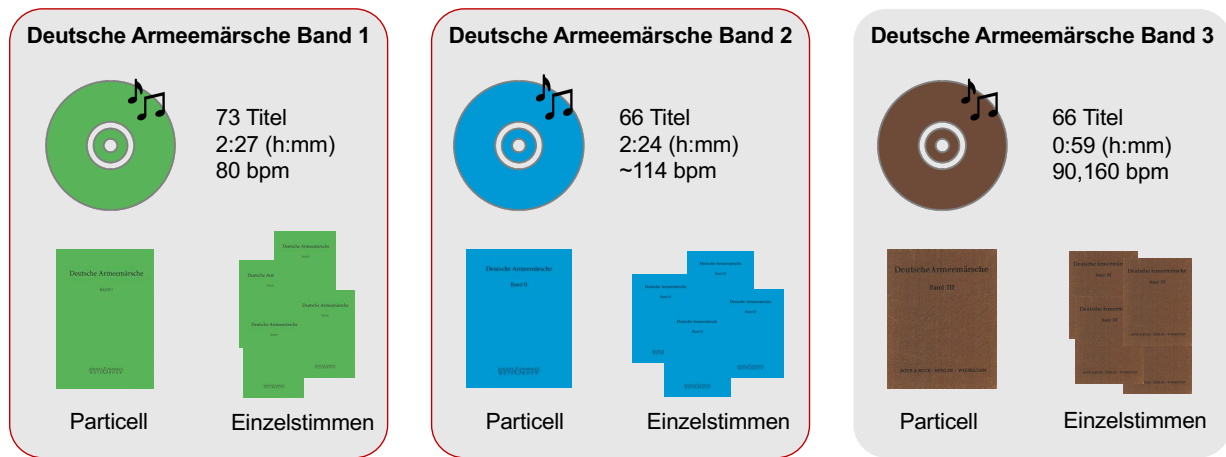


Abbildung 2: Übersicht über die drei Bände der *Deutschen Armeemärsche*. Band 1 und 2 richten sich an Fußtruppen, Band 3 an berittene Truppen. Neben der Aufnahmen des Musikkorps der Bundeswehr existieren die Notentexte der Märsche sowohl als Particell für das Dirigat, als auch in den Einzelstimmen.

Fallstudie: Deutsche Armeemärsche

Märsche sind in der klassischen Musik eine häufig anzutreffende Gattung (z.B., der Triumphmarsch aus der Oper *Aida* von Verdi). Eine spezielle Untergattung spielen die sog. Armeemärsche. Diese sind, wie der Name schon sagt, militärisch geprägt und erfüllen dort einen bestimmten Zweck (z.B., die musikalische Untermalung einer Parade). Zu finden sind diese militärischen Märsche in der *Königlich Preussischen Armeemarschsammlung* aus den Jahren 1817–1839, die neben deutschen Märschen ebenfalls Kompositionen aus dem europäischen Ausland beinhaltet [4]. Das heutige Standardrepertoire ist ein Ausschnitt dieser Sammlung und in den drei Notenbänden der *Deutschen Armeemärsche* zu finden (s. Abb. 2). Band 1 beinhaltet vor allen Dingen Parademärsche, Band 2 Märsche zum Marschieren für Fußtruppen und Band 3 Märsche für berittene Truppen. In den Jahren 2017–2020 hat das Musikkorps der Bundeswehr aus Siegburg alle Stücke dieser Sammlung eingespielt.² Die Einspielungen der ersten beiden Bände bilden die Grundlage für den Datensatz, der den weiteren Experimenten zu Beat- und Tempoerkennung zu Grunde liegen. Die Märsche des ersten Bandes sollten ein Tempo von ca. 80 bpm aufweisen und die des zweiten Bandes von ca. 114 bpm.

Der resultierende Datensatz besteht aus 139 Titeln mit einer Gesamtlänge von 4 Stunden und 53 Minuten. Im Mittel ist eine Aufnahme 2 Minuten und 6 Sekunden lang (die kürzeste 15 Sekunden, die längste 5 Minuten und 59 Sekunden). Für die Evaluation wurden die Beatpositionen von 11 Titeln mit dem *Sonic Visualisers* manuell annotiert [5]. Die Berechnung der Evaluationsmetriken erfolgte unter Benutzung der Python-Bibliothek `mir_eval` [6].

Für unsere Experimente wurde ein modellbasierter Beattracker verwendet (`TCNBeatTracker` aus der Python-Bibliothek `madmom` [7]). Das zugrundeliegende Convolutional Neural Network (CNN) erhält Spektrogramme

²Die Audioaufnahmen können unter <https://www.konzertorchester.org> erworben werden.

	Titel	Band	F1
1	Marsch (1741)	I	0,96
2	Preussischer Präsentiermarsch	I	1,00
3	Marsch (Mollwitz 1741)	I	0,94
4	Marsch (1756)	I	0,97
5	Marsch vom Regiment Prinz Heinrich	I	0,92
6	Marsch vom Regiment Herzog von Braunschweig	I	0,92
7	Marsch vom Regiment Prinz Ferdinand	I	0,78
8	Marsch vom Regiment Jung Bornstedt	I	0,97
9	Wir Präsentieren	I	0,84
10	Grosse Zeit, Neue Zeit	I	0,91
11	Marsch des Yorck'schen Korps	II	1,00
		∅	0,93

Tabelle 1: Ergebnisse des `TCNBeatTracker` auf den 11 Titeln des Evaluationsdatensatzes.

mit logarithmischer Frequenzachse mit einer Frequenzauflösung von 12 Bändern pro Oktave als Eingangsdaten [8]. Die Ausgabe des Beattrackers sind Zeitpunkte, an denen das Modell einen Beat vermutet. Besonderheit dieses Modells ist, dass es mit ca. 30.000 Parametern ein eher „kleines“ Modell ist und durch den Einsatz von *Temporal Convolutional Network* (TCN) Layern theoretisch einen zeitlichen Kontext (Receptive Field [9]) von ca. 80 Sekunden betrachten kann. Weitere Details zum Modell können der Originalquelle entnommen werden [10]. Für unsere Experimente verwenden wir ausschließlich die extrahierten Beatpositionen und ignorieren die Tempoangaben.

Tabelle 1 zeigt die erzielten Ergebnisse für das Beattracking auf dem Evaluationsdatensatz. Im Mittel liegen die F1-Werte bei 0,93, was auf eine sehr stabile Beaterkennung auf den betrachteten Daten schließen lässt. Der niedrigste F1-Wert wird beim *Marsch vom Regiment Prinz Ferdinand* erreicht (0,78), die höchsten beim *Preussischer Präsentiermarsch* und dem *Marsch des Yorck'schen Korps* (1,0). Unabhängig von den reinen Zahlenwerten wurden die extrahierten Beats zusammen mit den Stücken sonifiziert und durchgehört. Hierbei zeigte sich, dass die extrahierten Beats teilweise exakter waren als die manuellen Annotationen. Für den *Marsch*

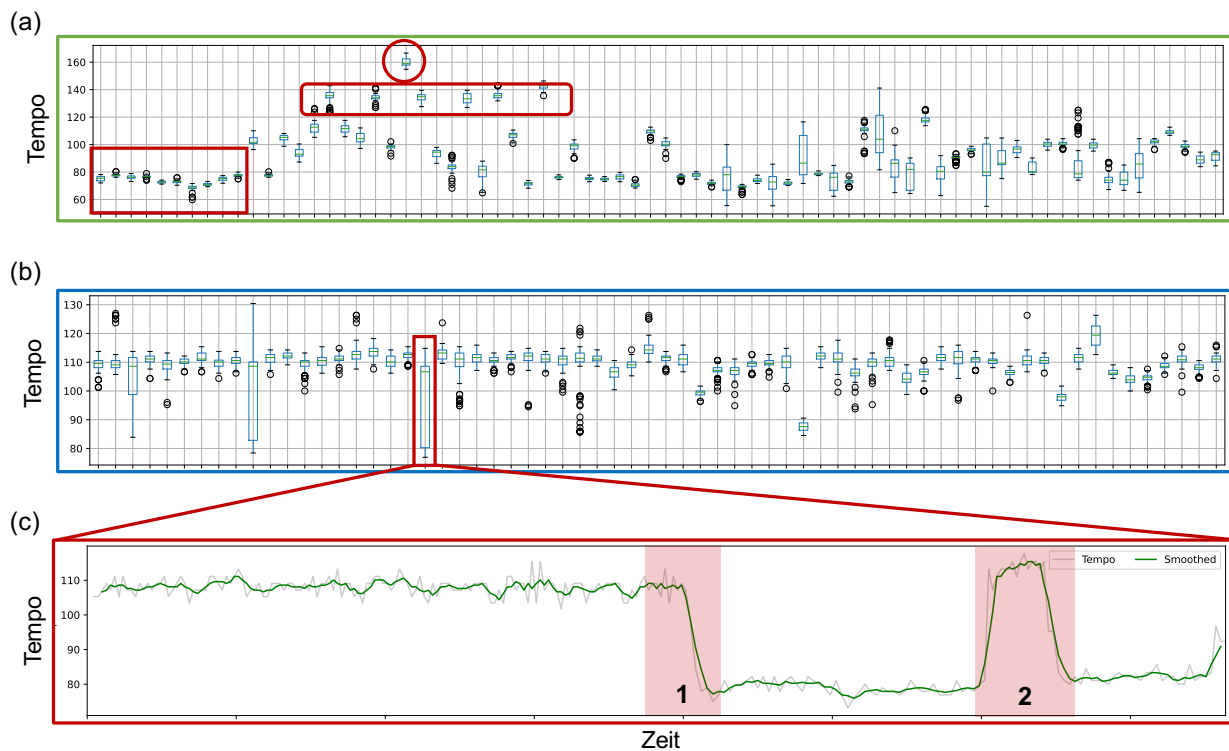


Abbildung 3: Übersicht der Ergebnisse für die lokale Temposchätzung für (a) Band 1 und (b) Band 2 der deutschen Armeemärsche als Boxplots. Die geglättete Tempokurve (Smoothed) wurde hierfür über vier aufeinanderfolgende Beats gemittelt. In (c) ist der Tempoverlauf des Taxis-Marsch von Christian Anton Kolb als Beispiel hoher Tempovarianz (lt. Boxplot) dargestellt.

vom Regiment Prinz Ferdinand erklärt das den F1-Wert von 0,78, da die annotierten Beats tendenziell zu spät annotiert waren. Rückführend auf die initiale Fragestellung, ob aktuelle Modelle für den Einsatz in Marschmusik geeignet sind, sprechen die Evaluationsergebnisse eine sehr positive Tendenz aus. Sowohl der zahlenmäßige Nachweis, als auch die Sonifikation der Ergebnisse, bieten eine gute Grundlage für größer angelegte Korpusstudien und somit für die Bearbeitung der zweiten Fragestellung.

Die zweite Fragestellung beschäftigt sich mit den gespielten Tempi in den Audioaufnahmen des ersten (grün) und zweiten Band (blau) der Deutschen Armeemärsche. Für die Aufnahmen des ersten Bandes wird ein Tempo von ca. 80 bpm (beats per minute) erwartet, im zweiten Band ca. 114 bpm. Im folgenden wurden von allen Aufnahmen mit Hilfe des TCNBeatTracker die Beats ermittelt. Um aus den extrahierten Beats (lokale) Tempi zu schätzen, werden im ersten Schritt die zeitlichen Abstände der Beats berechnet. Im zweiten Schritt werden zur Stabilisierung die Beatabstände mit einem Moving-Average Filter über vier aufeinanderfolgende Beatabstände geglättet. Im finalen Schritt wird dieser gemittelte Beatabstand zu einem lokalen Tempo umgerechnet.

Abb. 3a und Abb. 3b zeigen eine Übersicht für alle verfügbaren Aufnahmen als Boxplots, aufgeteilt in Band 1 und 2, wobei jede Box die Tempoverteilung eines Marsches repräsentiert. Für die lokalen Tempi der Parademärsche aus dem ersten Band (Abb. 3a) weisen die Boxen eine hohe Varianz in den mittleren Tempi auf. Die ersten zehn Märsche liegen im Mittel im erwarteten

Tempobereich (eckige Box). Bei der Aufnahme mit einem mittleren Tempo von 160 bpm (Kreis) handelt es sich um eine Fanfare mit Paukenbegleitung (Kreis). Die Paukenstimme spielt eine schnelle, fanfarenähnliche Rhythmik ähnlich zu den Blechbläsern, weshalb der Beattracker hier das doppelte Tempo extrahiert hat (Oktavfehler). Bei den Aufnahmen mit einem mittleren Tempo mit 140 bpm (runde Box) handelt es sich um reduzierte Arrangements einzelner Märsche für Bläserensemble (2 Oboen, 2 Waldhörner und 2 Fagotten), die ohne Schlagwerk instrumentiert sind. Bei diesen erzeugt der Beattracker ebenfalls Oktavfehler.

Die lokalen Tempi des zweiten Bandes sind darunter dargestellt (Abb. 3b). Im Vergleich zum ersten Band sind die mittleren Tempi homogener um ca. 110 bpm verteilt. Auffällig in der Übersicht sind einige Boxen mit hoher Varianz. Abb. 3c zeigt beispielhaft eine Tempokurve für eine dieser Aufnahmen mit hoher Tempovarianz (*Taxis-Marsch* von Christian Anton Kolb). Zu sehen ist, dass die Aufnahme mit einem Tempo von ca. 110 bpm startet und dann auf ein Tempo von 80 bpm abfällt, kurz darauf wieder auf 110 bpm ansteigt und wiederum mit 80 bpm endet. Die Spielanweisung im Particell lautet dazu: „Der Marsch darf nicht im überzogenem Tempo gespielt werden. [...] Das Trio ist etwas ruhiger zu nehmen. Dagegen sollte der Trompeten-Zwischenteil nach dem Trio recht frisch kommen.“ Das Trio beginnt in der dargestellten Tempokurve bei Ziifer 1, der Trompeten-Zwischenteil ist bei 2 dargestellt. Die Tempovarianz für diesen Marsch ist also durch die musikalischen Spielanweisungen erklärbar und vom Beattracker korrekt extrahiert worden.

Diskussion und Ausblick

Die Experimente zeigen, dass prinzipiell die Extraktion von Beats und Tempo auf Marschmusik mit dem betrachteten Beattracker funktionieren. Interessant ist, dass dieser modellbasierte Beattracker in seinen Trainingsdaten nie Marschmusik gesehen hat. Im Maschinellen Lernen würde dieses Verhalten als gute Generalisierung auf unbekannte Daten hindeuten. Da es sich bei dem neuronalen Netz um ein Black-Box Modell handelt, wäre eine interessante Fragestellung, welche Daten oder auch welcher Zusammenschluss von Daten dem Beattracker geholfen haben, diese Generalisierbarkeit zu erlangen. Dies könnte durch gezieltes Weglassen einzelner Datensätze beim Trainieren untersucht werden: Sobald die Qualität des Modells signifikant einbricht auf dem Evaluationsdatensatz, könnte der weggelassene Datensatz eine wesentliche Rolle gespielt haben.

Darüberhinaus und den ersten Betrachtungen in den Experimenten nach zu urteilen, tendiert der Beattracker zu Oktavfehlern, sobald kein Schlagwerk mehr in der Aufnahme vorhanden ist. Dies ist sowohl in der Sinfonischen Blasmusik, als auch in der klassischen Musik häufig der Fall. Eine offene Frage wäre, wie das Modell erweitert werden könnte, um genau diese Fälle korrekt zu extrahieren. Reichen ggf. schon annotierte Datensätze aus, mit denen der Beattracker trainiert wird oder ist es notwendig die Architektur anzupassen? Aufschluss könnten weitere Untersuchungen in Richtung der erlernten Repräsentation geben. Eine Vermutung wäre, dass das aktuelle Modell vor allen Dingen perkussive Elemente in den tieferen Spektralbereichen ausnutzt. Also dort, wo üblicherweise Elemente des Drumsets sowie der Bassgitarren angesiedelt sind. Ein Indiz dafür ist der Oktavfehler bei der Fanfare, die von Kesselpauken begleitet wird. Kesselpauken als solche sind zwar perkussiv, durch ihre Stimmbarkeit aber in höheren Frequenzbereichen als bspw. eine Bass-Drum angesiedelt. Insbesondere Barockpauken, die zusätzlich mit Holzschlägeln gespielt werden, weisen einen eher brillianten Klang auf, der vom Beattracker ggf. nicht als „Beat“ erkannt wird.

Marschmusik war eine erste Fallstudie in der Erforschung der Sinfonischen Blasmusik. Im Bereich des Beattrackings bilden existierende Verfahren eine sehr gute Grundlage für weitere Arbeiten. Durch eine zukünftige Betrachtung modernerer Kompositionen (u. a. von Jacob de Haan, Franco Cesarini, Thomas Doss oder Thimo Kraas), werden mit angrenzender Sicherheit neue Aspekte und Fragestellungen für die automatisierte Musikverarbeitung aufgeworfen werden, dessen Betrachtung helfen wird, die aktuell existierenden Modelle und Ansätze weiter auszubauen und zu verbessern. Darüberhinaus können diese Verfahren aktiv in der Musikdidaktik genutzt werden, um bspw. Musikerinnen und Musikern oder auch Dirigentinnen und Dirigenten spezielle Werke oder aber auch ganze Genres (z. B. Marschmusik oder andere traditionelle Spielweisen) näher zu bringen, um somit die Authentizität und Qualität der gespielten Musik nachhaltig zu verbessern.

Danksagung

Teile dieser Arbeit wurden von der Deutschen Stiftung für Engagement im Ehrenamt (DSEE) unterstützt. Vielen Dank an Sebastian Böck und Gerhard Widmer für die Bereitstellung des Beattrackers sowie an Meinard Müller für die vielen konstruktiven Diskussionen im Vorfeld.

Literatur

- [1] Deutsches Musikinformationszentrum und Institut für Demoskopie Allensbach, „Amateurmusikieren in Deutschland“, Techn. Ber., 2021, S. 1–39. Adresse: <https://miz.org/de/statistiken/amateurmusikieren-in-deutschland> (besucht am 11.02.2023).
- [2] A. Hofer, *Blasmusikforschung: Eine kritische Einführung*, 1. Aufl. Wissenschaftliche Buchgesellschaft Darmstadt, 1992, ISBN: 3-534-11083-8.
- [3] M. E. P. Davies, S. Böck und M. Fuentes, *Tempo, Beat and Downbeat Estimation*. ISMIR Tutorial, 2021. Adresse: <https://tempobeatdownbeat.github.io/tutorial/intro.html>.
- [4] A. Hofer, *Die „Königlich Preußische Armeemarschsammlung“ 1817–1839* (5 1). Wien: Musikverlag Johann Kliment, 2007, ISBN: 978-3-85139-025-4.
- [5] C. Cannam, C. Landone und M. B. Sandler, „Sonic Visualiser: An Open Source Application for Viewing, Analysing, and Annotating Music Audio Files“, in *Proceedings of the International Conference on Multimedia*, Florence, Italy, 2010, S. 1467–1468.
- [6] C. Raffel, B. McFee, E. J. Humphrey u. a., „MIR_EVAL: A Transparent Implementation of Common MIR Metrics“, in *Proceedings of the International Society for Music Information Retrieval Conference (ISMIR)*, Taipei, Taiwan, 2014, S. 367–372.
- [7] S. Böck, F. Korzeniowski, J. Schlüter, F. Krebs und G. Widmer, „madmom: A new Python Audio and Music Signal Processing Library“, in *Proceedings of the 24th ACM International Conference on Multimedia*, Amsterdam, The Netherlands, Okt. 2016, S. 1174–1178. DOI: 10.1145/2964284.2973795.
- [8] M. Müller, *Fundamentals of Music Processing*. Springer Verlag, 2015, ISBN: 978-3-319-21944-8.
- [9] A. Araujo, W. Norris und J. Sim, „Computing Receptive Fields of Convolutional Neural Networks“, *Distill*, 2019, <https://distill.pub/2019/computing-receptive-fields>. DOI: 10.23915/distill.00021.
- [10] S. Böck, M. Davies und P. Knees, „Multi-Task Learning of Tempo and Beat: Learning One to Improve the Other“, in *Proceedings of the 20th International Society for Music Information Retrieval Conference*, (Delft, The Netherlands), Delft, The Netherlands: ISMIR, Nov. 2019, S. 486–493. DOI: 10.5281/zenodo.3527850. Adresse: <https://doi.org/10.5281/zenodo.3527850>.