Inhaltsverzeichnis

[Abstract 4](#_Toc40628947)

[Danksagung 4](#_Toc40628948)

[1. Einleitung 4](#_Toc40628949)

[2. Arten von Pattern 5](#_Toc40628950)

[3. Die Fourier-Analyse 7](#_Toc40628951)

[3.1. Die diskrete Fouriertransformation 7](#_Toc40628952)

[4. Die Spektralanalyse 10](#_Toc40628953)

[5. Convolutional Neural Network 11](#_Toc40628954)

[5.1. Funktionsweise der einzelnen Bestandteile 12](#_Toc40628955)

[5.1.1. Convolutional Schicht 12](#_Toc40628956)

[5.1.2. Pooling Schicht 13](#_Toc40628957)

[5.1.3. Vollständig Vermaschtes Netzwerk 14](#_Toc40628958)

[5.2. Die ReLU-Aktivierungsfunktionen 15](#_Toc40628959)

[5.3. Backpropagation 16](#_Toc40628960)

[5.4. Segmentation Algorithmen 19](#_Toc40628961)

[5.4.1. You only look once (YOLO) 19](#_Toc40628962)

[5.4.2. Single Shoot Detector (SSD) 20](#_Toc40628963)

[5.4.3. Faster Region-Based Convolutional Neuronal Network (Faster R-CNN) 21](#_Toc40628964)

[6. Realisierung der Pattern Erkennung mittels einem Convolutional Neuronal Network 23](#_Toc40628965)

[6.1. Realisierung des Low-/Band-/High-Pass-Filter 24](#_Toc40628966)

[6.2. Erzeugen der Spektren 27](#_Toc40628967)

[6.3. Labeln der Erzeugten Spektren 27](#_Toc40628968)

[6.4. Erstellen des Convolutional Neuronal Networks 28](#_Toc40628969)

[7. Pattern Erkennung mithilfe von Rhythmus und Melodie 29](#_Toc40628970)

[7.1. String basierte Patternsuche 30](#_Toc40628971)

[7.2. Pattern Erkennung mithilfe von Matrizen 31](#_Toc40628972)

[7.3. Vektorgeometrische Pattern suche 32](#_Toc40628973)

[7.3.1. Fünf-Dimensionales Punkt Set 32](#_Toc40628974)

[7.3.2. SIA 32](#_Toc40628975)

[7.4. Umsetzung der Vektorgeometrischen Pattern suche 34](#_Toc40628976)

[8. Pattern Erkennung mittels SIA und der anschließenden Auswertung durch ein CNN mit YOLOv4 35](#_Toc40628977)

[9. Vergleich der unterschiedlichen Verfahren der Pattern Erkennung 36](#_Toc40628978)

[9.1. Probleme der neuronalen Netze 36](#_Toc40628979)

[9.1.1 Patternerkennung mit CNN und Spektrum 36](#_Toc40628980)

[9.1.2. Patternerkennung mit SIA und CNN 37](#_Toc40628981)

[9.2. Rechenzeit 39](#_Toc40628982)

[9.3. Anzahl der gefundenen Pattern 40](#_Toc40628983)

[10. Fazit 43](#_Toc40628984)

[Abbildungsverzeichnis 44](#_Toc40628985)

[Formelverzeichnis 45](#_Toc40628986)

[Literaturverzeichnis 45](#_Toc40628987)

[Eidesstattliche Erklärung 49](#_Toc40628988)

# Abstract

# Danksagung

An dieser Stelle möchte ich den Kontrolllesern Maik und Leandra dieser Masterarbeit danken. Des weiteren ein großes Dankeschön an Raphael Drechsler welcher mit seiner Expertise und Wissen der aus so mancher tiefer Note meines Musikwissens eine helle Note hervorgebracht hat.

# 1. Einleitung

Musikstücke setzten sich bekanntermaßen aus einer Vielzahl von Noten zusammen. Jedoch sind diese nicht zufällig zusammengestellt. Eine bestimmte Anzahl von Noten kann zu Pattern zusammengefasst werden. Die Pattern bilden dabei markante Melodien eines Songs ab, welche sich in einem Musikstück wiederholen. Die Länge solcher Pattern ist dabei von keiner großen Bedeutung.

Wenn die Pattern dargestellt werden, können die Information der Struktur, der Art, Länge und Position des Patterns für eine Musikalische Ausbildung als auch zur Identifikation von typischer Schemata herangezogen werden.

Diese Abschlussarbeit handelt von der Darstellung von Pattern eines Musikstücks, welche über die reine Rhythmuserkennung hinausgehen. Die verwendeten Algorithmen sind dabei eine Patternsuche mittels String, eine Patternsuche mittels Matrix, eine Vektorgeometrische Patternsuche, eine Patternsuche mithilfe Convolutional Neuronal Networks welches Pattern in den Spektren der Musik erkennen soll und einem Convolutional Neuronal Network welches mithilfe von Ergebnissen der Vektorgeometrischen Patternsuche Pattern erkennen soll.

In dieser Arbeit werden in Kapitel zwei alle Pattern genannt, welche mit den oben genannten Verfahren, erkannt werden sollen. Kapitel 3 drei bis 5 bilden die Heranführung an die Variante des Convolutional Neuronal Networks welches mit Spektren der Musikstücke arbeitet. Kapitel drei handelt um die Fourier-Analyse welches für die Erzeugung von Spektren essenziell ist. Kapitel vier handelt von der Spektralanalyse, mit welcher die Spektren mithilfe der diskreten Fouriertransformation erzeugt werden. Der folgende Abschnitt behandelt die Grundlagen eines Convolutional Neuronal Networks. Kapitel sechs baut auf den eben beschriebenen Kapiteln auf, indem es die beschriebenen Grundlagen für die Umsetzung der Patternerkennung des Convolutional Neuronal Network mit Spektren verwendet.

Folgender Abschnitt handelt von der Schaffung von Grundlagen und der Umsetzung der String basierten Patternsuche, Matrix basierten Patternsuche und der Vektorgeometrischen Patternsuche. Kapitel neun beschreibt die Kernidee der Patternsuche mittels Convolutional Neuronal Network und der Vektorgeometrischen Patternsuche.

Der letzte Teil der Arbeit handelt von der Bewertung der fünft verschiedenen Verfahren. In diesem Teil werden auch die Ergebnisse der Varianten diskutiert, wobei herauskommen wird, dass die Variante mit neuronalen Netzen und Spektrum aufgrund von zu wenig Ressourcen nicht trainierbar war. Das zweite neuronale Netz mit Vektorgeometrischer Erkennung brachte keine brauchbaren Klassifikationen hervor. Daraufhin wurde beschrieben in welchem Einsatzgebieten diese Art der Erkennung sinnvoller wäre.

Die verbliebenen drei Varianten haben gute bis sehr gute Ergebnisse erzielt. Verglichen wurde dabei die Rechenzeit, Anzahl der gefundenen Pattern und der die Anwendung hinsichtlich von Musikgenres. Dabei haben die String basierte Patternsuche und die Matrix basierte Patternsuche gleichermaßen erfolgreich die Tests bestanden. Lediglich die Vektorgeometrische Variante SIA hat in der Laufzeit als auch in der Anzahl der gefundenen Pattern schwächen bewiesen.

# 2. Arten von Pattern

Bevor mit den Kapiteln für die Grundlagen angefangen wird, handelt dieses Kapitel von den zu erkennenden Pattern. Dabei sei angemerkt das nicht alle Pattern der Musiktheorie, erkannt werden sollen.

Die zu erkennenden Pattern sind folgende:

* Wiederholung
* Keychange
* vertikale Spiegelung der Noten oder auch melodische Inversion

Wenn diese Pattern erkannt wurden kann man diese für weitere Informationen benutzten. Weitere Informationen werden jedoch nicht aus den Daten ausgelesen, da das Auslesen weiterer Informationen den zeitlichen Rahmen der Abschlussarbeit übersteigen würden. Somit könnte das Auslesen weiterer musikalischer Merkmale Teil einer weiteren Abschlussarbeit sein.

**Wiederholung**

Die Wiederholung der gespielten Noten ist die am einfachsten zu erkennende Struktur in Musikstücken. Die mindestlänge einer Wiederholung wird in dieser Arbeit bei drei Noten liegen, da drei Noten ausreichen um einen Akkord darzustellen. (Drechsler, 2020), (Kriesel, 2013) Ein Akkord kann auch durch zwei Noten dargestellt werden. Jedoch würde diese Länge bei dem Suchen nach Pattern zu „*false positives*“ führen und somit die Ergebnisliste unnötig mit irrelevanten Einträgen füllen. Die Maximallänge eines Patterns liegt bei Tracklänge ganzzahlig geteilt durch zwei.

Abbildung 1 zeigt ein Beispiel einer Wiederholung, welche in dieser Arbeit erkannt werden soll.

Abbildung : Originalpattern (links) mit dem dazugehörigen zu Erkennenden Pattern einer Wiederholung (rechts)

**Keychange**

Ein Keychange ist eine Erhöhung/Verringerung der Notenhöhe. Dabei ist es irrelevant wie groß der Betrag des Unterschiedes ist. Es zählt lediglich, wie schon bei der Wiederholung, das mindestens drei aufeinander folgende Noten denselben Betrag aufweisen. (Drechsler, 2020), (Kriesel, 2013)Die mindestlänge von drei Noten besteht abermals, da ein Keychange der Länge eins das gesamte Musikstück als Pattern erkennen würde und der Länge zwei ebenfalls zu *false positives* führen würde. Die Maximallänge beträgt, wie auch schon bei der Wiederholung, Tracklänge ganzzahlig geteilt durch zwei.

Untergestellte Abbildung zeigt einige Beispiele für den Keychange.

**Ein Bild, das Antenne enthält.

Automatisch generierte Beschreibung**

Abbildung : Originalpattern (links) mit einem Keychange um 4 Halbtöne nach oben (mitte) und einer Oktave nach unten (rechts)

**Melodische Inversion**

Die melodische Inversion ist das Spiegeln der Noten an einer Spiegelachse in horizontaler Richtung. Somit besitzt diese Art des Pattern auch Eigenschaften des Keychanges. Jedoch wenn im Originalpattern die Noten höher wurden, werden die Noten bei der melodischen Inversion tiefer. (Drechsler, 2020), (Kriesel, 2013) Die Mindestlänge der Pattern ist dieselbe wie bei dem Keychange und der Wiederholung.

Ein Bild, das Antenne enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Originalpattern (links) mit einer vertikalen melodischen Inversion an Note C5 (mitte) und E4 (rechts)

# 3. Die Fourier-Analyse

Für jedes wissenschaftliche Feld, welches mit mechanischen Schwingungen, elektrischen Schwingungen oder auch mit der Bildverarbeitung in Berührung kommt, ist die Fourier-Analyse ein wichtiges Werkzeug. Die Fourier-Analyse beruht auf der Grundaussage von Jean Baptiste Joseph Fouriers Forschung aus dem Jahre 1822 welche besagt, dass jede Schwingung mithilfe von unendlich vielen Sinus- und Kosinus-Schwingungen zusammengesetzt werden kann. (Strick, 2012)

Somit kann auch jede periodische Schwingung wieder in ihre Einzelteile zerlegt werden. Dieser Vorgang wird Fourier-Analyse genannt. Dabei gibt es, je nach Eigenschaft der Funktion, vier verschiedene Arten der Fouriertransformation.

* Fourierreihe
* Kontinuierliche Fouriertransformation
* Diskrete Fouriertransformation (DFT)
* Fouriertransformation für zeitdisktrete Signale (DTFT)

In dieser Arbeit werden lediglich die DFT oder die DTFT betrachtet, da diese die einzigen Transformationen sind, die von einem Computer ausgeführt werden können. Die DFT/DTFT ist für den Computer ausführbar, weil diese diskrete Werte und eine endliche Länge besitzen (Smith, 1997).

# 3.1. Die diskrete Fouriertransformation

Wie im vorherigen Kapitel beschrieben, ist die diskrete Fouriertransformation die einzige Transformation, welche vom Computer berechnet werden kann. Um auszuzeigen wieso die DFT diskret und endliche ist, wird die Formel der DFT der Formel der kontinuierlichen Fouriertransformation (CTFT), welche kontinuierlich und unendlich lang ist, gegenübergestellt und die Unterschiede aufgezeigt.

Formel : Formel der CTFT (Weisstein, Discrete Fourier Transform, 2015)

Formel : Formel der DFT (Weisstein, Discrete Fourier Transform, 2015)

In Formel 2 ist N die Anzahl der Samples und *k* das *k*-te Sample Bin.

Der Unterschied der beiden Formeln liegt bei dem Tausch des Integrals durch die Summe und im Exponenten der e-Funktion. Das Integral in der DFT entfällt und wurde durch Sigma ersetzt, da die DFT mit konkreten Zahlenwerten rechnet und nicht mit Flächen. Die Exponenten unterscheiden sich darin, dass die Frequenz *F* aus der CTFT mit substituiert wurde. Aus der DFT ist *n* gleichzusetzten mit dem aus der CTFT stammende *t* (Weisstein, 2015). Die DFT-Formel kann noch vereinfacht werden indem mit und die *e*-Funktion durch die Eulersche Identitätsubstituiert wird. Dadurch erhält man folgende Formel. (Thormählen, 2018)

Formel : Umformulierte DFT-Formel

Somit müssen für die *x*-Werte die einzelnen Samplewerte eingetragen und im Anschluss die Formel ausgerechnet werden. Das Ergebnis aus dieser Formel besteht aus einem Real- und einen Imaginär Anteil. Die Real- und Imaginären Anteile können dann in ein Koordinatensystem eingetragen werden, wobei der Realteil die x-Achse und der imaginäre Anteil die y-Achse darstellt. Der Winkel des eingetragenen Punkt zur positiven x-Achse beschreibt die Phasenverschiebung der Schwingung und die Entfernung des eingetragenen Punktes zum Koordinatenursprung beschreibt die Amplitude der -ten Schwingung.

Formel : Berechnung des Betrages eines Vektors

Welche Frequenz die -te Schwingung hat, hängt von der Abtastfrequenz und der Anzahl der Abtastpunkte ab. Die Frequenzdifferenz der Punkte berechnet sich durch . (Hermann, 2010)

Bevor Formel 4 benutzt werden kann, um die Amplitude zu berechnen, müssen alle Samplewerte deren Index ≥ Anzahl Samples/2 sind gelöscht werden. Dieser Wert wird *Nyquist-Limit* genannt. Es besagt das alle Ergebnisse über diesem Limit gelöscht werden und die Ergebnisse der Samples, die unter dem Nyquist-Limit liegen, verdoppelt werden (Weisstein, 2005). Zuletzt müssen die jetzigen Resultate durch die Anzahl der Samples *N* geteilt werden. (Hermann, 2010)

Bei der DFT können jedoch zwei Fehler auftreten. Zum einen *Leakage* und zum anderen *Aliasing*. Leakage tritt auf, wenn die Schwingung in dem betrachteten Zeitabschnitt nicht perfekt periodisch ist.

Ein Bild, das Text, Karte enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Aufzeigen des Leakage-Effektes mit einer Funktion von 2 Hz (oben) und 2.5 Hz (unten)

Wie in der vorgestellten Abbildung zu sehen, ist in dem zweiten Zeitfenster eine Sprungstelle zu sehen, wenn der Zeitausschnitt periodisch weitergeführt werden würde. Die Sprungstelle befindet sich an den Rändern des Ursprungsignals. Durch den daraus resultierenden ungleichmäßigen Kurvenverlauf kommt es zu einer „*Verschmierung*“ des Spektrums. Der *Leakage*-Effekt kann mit Fenstfunktionen abgeschwächt werden. Wie in **Abbildung 5** zu sehen ist, schwächen diese Funktionen die Ränder des Ursprungsignals so ab, dass diese gegen Null gehen. Dadurch werden beim Wiederholen des Signals nur noch geringe Sprünge im Kurvenverlauf auftreten (Roberts, 2017). Einige Fensterfunktionen sind unter anderem Barlett-, Gauß- oder die Hanning-Festerfunktion (Weisstein, 2015).

Ein Bild, das Himmel enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Anwenden der Hanning-Fensterfunktion auf eine Schwingung von 2.5 Hz. Die rote Linie stellt die Ausgangsfunktion dar. Blau stellt die Hanning-Funktion dar und die grüne Linie ist die berechnete Funktion.

*Aliasing* tritt auf, wenn die Samplerate zu gering für hohe Frequenzen ist. Um Aliasing zu verhindern muss die Samplerate angehoben werden oder das Signal muss vorgefiltert werden, um die zu hohen Frequenzteile zu minimieren (Roberts, 2017).

# 4. Die Spektralanalyse

Die Spektralanalyse eines Musikstücks besteht aus vielen einzelnen Fouriertransformationen, die über den gesamten Verlauf des Stücks durchgeführt werden. Sie gibt uns die Möglichkeit ein Musikstück als Bild darzustellen, und eine Bildanalyse in ein Convolutional Neuronal Network durchzuführen. Dabei hängt die Länge der einzelnen Fouriertransformationen und die Auflösung der Frequenzen von der Größe des betrachteten Fensters ab. Bei einer Samplerate von 44100 Samples pro Sekunde, was als eine Standartgröße bei Musik angesehen werden kann (Teufel, 2019), bedeutet dies, dass der Abstand zwischen 2 Samples Rund 22,67 µs beträgt. Bei einer Fenstergröße von 32 Samples steht die zeitliche Genauigkeit im Fokus. Ein Fenster ist in obigen Beispiel 0,7 ms lang. Jedoch wird dabei die Frequenz vernachlässigt. Dies beruht auf das in Punkt 3.1 beschrieben Nyquist-Limit, wodurch der Frequenzbereich bei 32 Samples in 15 gleichgroße Bereiche geteilt werden muss. Bei 44100 Samples pro Sekunde und der daraus resultierenden maximalen Frequenz von 22050 Hz besitzt jeder Bereich ein Frequenzdelta von 1470, was für eine Pattern Erkennung unbrauchbar ist, wie **Abbildung 6** aufzeigt.

Ist jedoch das Fenster groß, gibt es eine feine Unterteilung der Frequenz aber eine ungenaue zeitliche Unterteilung. Analog zu dem obigen Rechenbeispiel aber mit einer Fenstergröße von 32768 Bins bedeutet dies, dass das Fenster circa 0,74 Sekunden groß ist und jeder Frequenzbereich ein Delta von, rein rechnerisch, 1,345 Hz hat. Um die großen Zeitintervalle auszugleichen können Bereiche auch überlappt werden. Dadurch wird das Spektralbild, je nach Überlappungsgrad, genauer. (Cannam, Landone , & Sandler, A Brief Reference, 2010)



Abbildung : Spektrum des Liedes NIVIRIO - Flashes a) Spektrum mit 32 Bins berechnet  
 b) Spektrum mit 32768 Bins berechnet (herangezoomt)

# 5. Convolutional Neural Network

Um die Spektren, welche vergleichbar mit **Abbildung 6.b** sind, automatisch verarbeiten zu können, wird ein neuronales Netzwerk verwendet. Dafür wird ein Convolutional Neural Network (CNN) benutzt. Diese sind durch ihren Aufbau schneller zu trainieren und genauer in der Klassifikation als andere Arten von neuronalen Netzwerken. Die Genauigkeit der Klassifikation ist dennoch der wichtigste Vorteil weshalb ein CNN für die Pattern Erkennung verwendet wird. In diesem sind CNN’s seit circa 9 Jahren anderen Netztypen überlegen. (Imagenet, 2017)

Der zweite Vorteil gegenüber anderen neuronalen Netzwerken ist die Effizienz. Durch die Pooling-Schichten der CNN’s wird der Rechenaufwand, in Abhängigkeit von der Größe der Poolingmatrix, verringert. Die bekanntesten Pooling Verfahren sind das *max-Pooling* und das *average-Pooling*. Hierbei wird nur ein Wert aus einer vordefinierten *mxn Poolingmatrix* übernommen. (Karpathy, 2018)

CNN‘s haben einen anderen Grundaufbau als herkömmliche Arten von neuronalen Netzen (NN). NN besitzen mindestens 2 Schichten. Eine eindimensionale Eingabe-Schicht und eine eindimensionale Ausgabe-Schicht. Optional können versteckte Schichten eingefügt werden und vollständig oder teilweise mit der Nachfolgerschicht verbunden werden. (Beck & Rey, 2018) Durch die Eindimensionalität der Input Schicht können Daten nur als Vektor an das NN weitergegeben werden. Des Weiteren werden die Input Schicht und die erste Hidden Layer meist vollständig miteinander verbunden. Bei RGB-Bildern wird jeder Farbkanal einzeln gespeichert, was zu einer Dreidimensionalität führt. Somit ist ein 30x30 Pixel großes Bild nicht nur 900 Pixel groß, sondern 2700 Pixel. Dies führt dazu, dass bei einer Vollvermaschung mit der ersten Hidden Layer 7,29 Mio Gewichte angelernt werden müssen. Dadurch ist die Verarbeitung von Bildern nur ineffizient möglich. CNN’s haben den eben beschriebenen Aufbau und Nachteil nicht. Sie besitzen eine bis zu dreidimensionale Input-Schicht, womit RGB-Farbbilder Effizient an das Netz gegeben werden können. Außerdem wird die erste Hidden Layer nicht vollständig mit der Input Schicht verbunden. Die Verbindungen geschehen nur in einer räumlich abgegrenzten Region. Wie groß die Region ist hängt von der Größe des *Convolutional Kernels* oder des *Pooling Kernels* ab. (Karpathy, 2018) Bei einem 3x3 Convolutional Kernel wären dies, bei obigem Beispiel, lediglich 24843 anzulernende Gewichte. Somit muss das herkömmliche NN alleine zwischen Input Schicht und erster Hidden Layer circa 290 mal mehr Gewichte anlernen als das CNN.

**Ein Bild, das Karte enthält.

Automatisch generierte Beschreibung**

Abbildung : a) vollständig vermaschtes Netzwerk b) Convolutional Neural Network mit einer Convolutional Schicht einer Pooling Schicht und einem vollständig vermaschten Netzwerk Quelle: Abbildungen wurden mittels folgenden Online-Tool erstellt. http://alexlenail.me/NN-SVG/index.html

Die zweite Komponente der CNN’s ist die *Convolutional* Schicht, welche Matrizen über die Pixelmatrix der Vorgängerschicht schiebt, um gewisse Eigenschaften stärker hervor zu heben. Komponente drei ist die *Pooling* Schicht. Das Pooling bewirkt, dass gewisse Informationen, innerhalb einer mxn Matrix, verworfen werden. Dadurch wird die Anzahl der Pixel des Bildes verkleinert. Der letzte Baustein ist ein vollvermaschtes neuronales Netz. Das vollvermaschte Netz wird benötigt um die verarbeiteten und verkleinerten Bilder, welche in Form von Feature Maps vorliegen, zu Kategorisieren. (Math Works)

Die eben beschriebenen Bausteine müssen nicht in der vorgestellten Reihenfolge vorkommen. Es können mehrere Convolutional Schichten hintereinander realisiert werden bevor eine oder mehrere Pooling Schichten implementiert werden. Diese Strukturen können sich dabei in ein und demselben Netz auch wiederholen. Die einzigen Strukturen welche einen festen Platz in der Topologie des CNN besitzen ist die Input-Schicht, welche am Anfang implementiert sein muss, und das vollvermaschte neuronale Netz mit der dazugehörigen Output-Schicht, welches das letzte Segment des CNN’s darstellt.

# 5.1. Funktionsweise der einzelnen Bestandteile

# 5.1.1. Convolutional Schicht

Die Convolutional Schicht ist der Hauptteil eines CNN. Bei der in dieser Schicht stadtfindende Faltung (engl. convolution), werden vom Ersteller gewünschten Merkmale extrahiert. Gewünschte Merkmale können dabei Kanten in horizontaler, vertikaler oder diagonaler Richtung sein. Weitere Merkmale sind jedoch auch möglich. Die Merkmale werden mit Hilfe von Filterkerneln extrahiert. Der Filterkernel wird auch Filtermatrix genannt, da der Filter in einem Matrixformat vorliegt. Bei zweidimensionalen Datensätzen kann das Kernel eine Größe von 1x1 bis hin zur Größe der vorliegenden Matrix besitzen. Bei dreidimensionalen Datensätzen müssen die Matrizen jedoch nicht dreidimensionale Eigenschaften besitzten. (Brownlee, 2019) Die Filtermatrix wird dabei über die Pixelmatrix der vorherigen Schicht geschoben. In welcher Schrittweite das Kernel über die Bildmatrix geschoben wird, kann vom Ersteller frei gewählt werden. Eine größere Schrittweite hat einen kleineren Rechenaufwand, ein kleineres Bild nach Ausführung der Faltung, und einen eventuellen Informationsverlust zur Folge. Bei dem Schieben des Kernels wird eine pixelweise Multiplikation zwischen dem Pixel des Filters und dem dazugehörigen, vom Filter eingeschlossenen, Pixel der Bildermatrix durchgeführt. Die Ergebnisse der Multiplikation zwischen Filter und Pixelwert werden anschließend addiert. Der ausgerechnete Wert wird in einer *Feature Map* gespeichert, welche die Ausgabe der errechneten Werte nach der Durchführung eines Filters darstellt. Pro Convolution Schicht, können mehrere Filter realisiert werden. Bei der Realisierung von mehreren zweidimensionalen Filtern wird die dritte Dimension der Folgeschicht, in Abhängigkeit zu der Anzahl der verwendeten Kernel, größer. (Karpathy, 2018)

Da größere Filter jedoch nicht in die Pixelmatrix passen, wenn diese an Pixelposition 1,1 oder an jeder beliebigen Stelle am Rand stehen, existieren zwei Möglichkeiten diese Sonderfälle zu behandeln. Die erste Option ist die Bildermatrix mit einem *zero-padding* so zu vergrößern. Durch das zero-padding wird der Rand des Bildes solange mit 0 erweitert, dass wenn der Mittelpunkt des Filters an Position 1,1 steht die Überstehenden Zellen des Filters mit 0 gefüllt werden können. Durch die Erweiterung der Bildmatrix mit Nullen ist die Berechnete Feature Map nach der Faltung genauso Größe wie die Bildermatrix vor der Faltung. Die zweite Möglichkeit ist es nur valide Startpunkte für den Filter zu wählen. Bei einer 3x3 Filtermatrix würde somit die erste Berechnung an Bildpunkt 2,2 anfangen, bei einem 5x5 Bild an Position 3,3 usw. Wenn die zweite Option gewählt wird, verkleinert sich die Featuremap in Abhängigkeit der Größe des Kernels. (Karpathy, 2018)

# 5.1.2. Pooling Schicht

Die Pooling Schicht dient dazu, die eben errechneten Featuremaps zu verkleinern. Durch eine Verkleinerung der Featuremap sinkt die Anzahl der zu lernenden Gewichte und der Rechenaufwand. Dadurch wird auch ein *Overfitting* des neuronalen Netzes vorgebeugt. (Karpathy, 2018)

Overfitting eines neuronalen Netzes bedeutet, dass das Netz die Beispieldaten zu gut gelernt hat und sich an diese „erinnert“. Dadurch werden gute Ergebnisse auf den Trainingsdaten erbracht aber die Klassifizierungsergebnisse von neuen Daten weisen eine nicht ausreichende Genauigkeit auf. (Brownlee, 2019)

In der Pooling Schicht muss die Größe der Poolingmatrix angegeben werden. Jedoch werden keine Zahlenwerte, wie bei der Faltung in Kapitel 5.1.1, für die einzelnen Positionen in der Matrix eingegeben. Es wird lediglich angegeben mit welcher Schrittweite der Poolingkernel über die errechneten Feature Maps der Convolution geschoben wird und mit welchem Verfahren das Kernel arbeitet. Es existieren drei verschiedene Pooling Verfahren.

* Average Pooling
* Max Pooling
* L2 Pooling

Average Pooling berechnet den Durchschnitt aller in der Matrixregion enthaltenen Zahlenwerten. Max Pooling sucht den größten Zahlenwert und verwirft die restlichen Werte und L2 Pooling berechnet die Summe der Kernelregion und zieht im Anschluss die Quadratwurzel. (Nielsen, 2015)

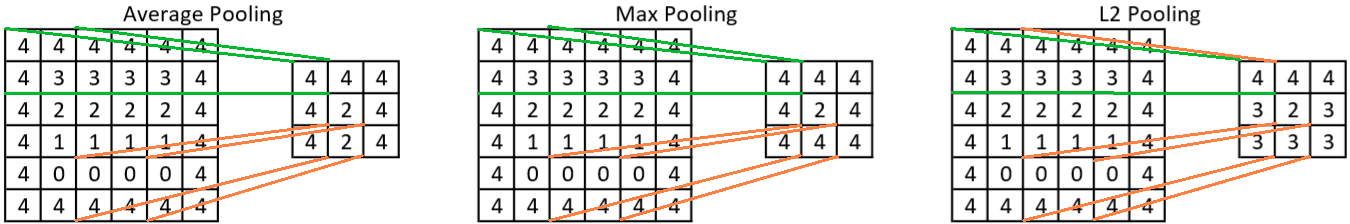


Abbildung : Anwendung der Unterschiedlichen Pooling Strategien mit einem 2x2 Filterkernel

In der obigen Abbildung soll die Ausgangsmatrix ein Bild mit schwarzen Rand und immer heller werdenden Inhalt darstellen. In den Ergebnismatrizen ist zu sehen, dass jede Poolingstrategie unterschiedliche Feature Maps erzeugt, welche unterschiedliche Erkennungsraten verursachen können.

Des Weiteren kann über das freie Festlegen der Schrittweite ein überlappendes Pooling erzeugt werden. Normalerweise wird die Schrittgröße der Poolingmatrix an die Größe der Poolingmatrix angepasst, was bei einer 3x3 Matrix die Schrittweite drei bedeuten würde. Nimmt man aber die Schrittweite zwei so Überlappen sich die Pooling Matrizen mit einer Zeile und Spalte. Die Vorteile des Überlappenden Pooling, im Gegensatz zu dem regulären Pooling, sind ein kleinerer Informationsverlust nach dem Pooling, bessere Erkennungsraten bei gleichbleibenden Algorithmen und Struktur und der Overfitting-Effekt ist schwieriger zu erreichen. Die Nachteile des Überlappenden Poolings sind, dass die Größe der Feature Maps nicht so schnell an Größe verlieren und ein daraus resultierender erhöhter Rechenaufwand. (Krizhevsky, Sutskever, & Geoffrey, 2012)

# 5.1.3. Vollständig Vermaschtes Netzwerk

Das vollständig vermaschte Netzwerk bildet das letzte Glied in einem CNN. In diesem Teil des neuronalen Netzes werden die errechneten Feature Maps der vorangestellten Schichten so gelernt, dass eine Klassifizierung aufgrund dieser erfolgen kann. Hierbei sind alle Neuronen einer Schicht mit allen Neuronen der folgenden Schicht Verbunden. Neuronen derselben Schicht sind jedoch unabhängig voneinander. Die Output Schicht des vollständig vermaschten Netzwerkes, stellt auch die Output Schicht des CNN dar. Jedes Output Neuron ist mit einer Klassifikationsgruppe gleich zu stellen, wobei aktivierte Neuronen für die Klassifizierung in diese Gruppe stehen. (Karpathy, 2018) (Brownlee, 2019)

# 5.2. Die ReLU-Aktivierungsfunktionen

ReLU steht für Rectefied Linear Unit und steht streng genommen nicht für die Aktivierungsfunktion für sich. Es steht für den Teil des CNN’s, welches die lineare Korregierung (engl. Rectefied Linear) durchführt. Da die Fachliteratur jedoch meist von der ReLU-Aktivierungsfunktion schreibt, wird hierbei diese Ungenauigkeit bewusst eingegangen, um mit den Quellen im Einklang zu bleiben und eventuelle Verwirrungen zu entgehen.

Aktivierungsfunktionen bilden den Netzinput auf ein Aktivitätslevel ab. Diese Abbildung geschieht häufig in einem 2-dimensionalen Diagramm in welchem die x-Achse der Netzinput und die y-Achse das daraus folgende Aktivitätslevel darstellt. (Beck & Rey, 2018)

Die am häufigsten benutzten Funktionen, neben der ReLU-Aktivierungsfunktion, sind die Sigmoid- und die Tanh-Aktivierungsfunktion. Der große Unterschied ist die beschreibende Funktion und die daraus resultierenden unterschiedlichen Aktivierungslevels des Netzes.

ReLU bringt allerdings mehrere Vorteile im Bereich des Deep Learnings, gegenüber Sigmoid und Tanh, mit sich. Der erste Vorteil ist, dass die ReLU-Funktion, keinen *vanishing gradiant effect* besitzt. Vanishing gradiant Effekte treten durch den festen Aktivierungsintervall von (0,1) der Sigmoid oder Tanh auf. Sigmoid und Tanh projizieren große Inputs auf 1 und kleine auf fast 0, selbst wenn diese Inputs diese Werte weit übersteigen und somit wichtige Informationen darstellen würden. Außerdem sind die Funktionen in der Nähe der Extremwerte zu unsensibel. Deshalb sind die möglichen Veränderungen, im Gegensatz zur ReLU, nur marginal möglich. Backpropagation rechnet diese marginalen Fehler durch jede vorhandene Schicht zurück, wobei der Gradient des Fehlers je Schicht kleiner wird. Dadurch haben die Neuronen in der Nähe der Output Schicht, welche noch vernünftig große Gradienten aufweisen, einen guten Lerneffekt. Neuronen, die weiter im inneren oder in der Nähe der Input Schicht liegen haben nur noch einen sehr kleinen Gradienten. Dadurch lernen diese Schichten sehr schlecht bis gar nicht. (Brownlee, 2019)

Ein Bild, das Himmel enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : a)Sigmoid Aktivierungsfunktion b)Tanh Aktivierungsfunktion c)ReLU Aktivierungsfunktion

Wie in **Abbildung 9** zu sehen ist, ist die ReLU Funktion eine im positiven Bereich stätige Funktion. Die erste Ableitung ist im positiven Bereich immer konstant eins und bei Ableitungen zweiten Grades immer 0, was einen großen, eindeutigen und damit gut zum Lernen geeigneten Gradienten darstellt. Der vanishing gradient Effekt kann somit nicht auftreten. (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016)

Ein weiterer Vorteil der ReLU ist, dass sie den Wert 0 annehmen kann, was bei Tanh und Sigmoid nicht der Fall ist. Xavier Glorot, Antoine Bordes und Yoshua Bengio fanden unter anderem in ihrem Paper heraus, dass die „harte“ 0 der ReLU Funktion dabei hilft das Netz genauer zu trainieren. Beim betreuten Lernen war die ReLU Funktion durchweg besser als Sigmoid, Tanh und der Softplus Funktion. Die betrachteten Testdatensätze waren MNIST, CIFAR10, NISTP und NORB.

Softplus ist angelehnt an ReLU, jedoch besitzt die Softplus keine „harte“ Null. (Glorot, Bordes, & Bengio, 2011)

# 5.3. Backpropagation

Folgender Text ist ein Exzerpt aus folgender sich überlagernde und ergänzende Quellen(Gonzales, 1996), (Nielsen, 2015). Zudem wird mit der Annahme gearbeitet, dass das verwendete neuronales Netz ein einfaches Feed-forward Netz mit einer Sigmoid-Aktivierungsfunktion ist.

Um im Genauen aufzuzeigen, welche Variablen für die Backpropagation benötigt werden, sind diese hier hintereinander aufgeführt.

Stellt das Gewicht zwischen Neuron *k* der Schicht *l-1* und Neuron *j* der Schicht *l* dar

Bias Neuron des j-ten Neurons der Schicht l

Aktivierung des j-ten Neurons der Schicht l

Gewichteter Input zu Neuron j in Schicht l

Fehler des j-ten Neurons der Schicht l

γ Schrittweite bei der Anpassung der Gewichte

б Sigmoid Aktivierungsfunktion

Backpropagation ist eine Möglichkeit, den an der Output Schicht entstandenen Fehler durch das gesamte neuronale Netz zurück zu rechnen.

Der Ablauf der Backpropagation ist wie folgt:

1. Feed-forward Berechnung
2. Berechnung des Output Errors
3. Backpropagate des Fehlers durch die Schichten (Output- und Versteckten Schichten)
4. Berechnung des Gradienten
5. Anpassen der Gewichte

Im ersten Schritt werden dem Netz die verschiedenen Testdaten präsentiert. Das Netz gibt den Inputvektor Schicht für Schicht durch das neuronale Netz und errechnet so einen Outputvektor. Dabei unterscheiden sich der errechnete Outputvektor mit dem gewünschten Outputvektor.

Die Fehlerberechnung der Output Schicht, welche Schritt zwei darstellt, benötigt zur Berechnung die Kostenfunktion und den gewichteten Input.

Formel : Kostenfunktion

*n* ist die Anzahl der verwendeten Testdaten, *x* sind ein einzelner Testdatensatz *y(x)* ist der gewünschte Outputvektor für das Trainingssample *x* und ist die Aktivierung der Schicht *L*. Da *L* die Anzahl der Schichten im Netz darstellt ist somit der momentane Output des Netzes.

Die Kostenfunktion ist jedoch mit zwei Annahmen versehen. Annahme eins ist, dass die Kostenfunktion als Durchschnitt über alle Testdaten dargestellt werden kann. Diese Annahme ist umsetzbar, da die Formel mit der Kostenfunktion für Testsample *x* die getroffene Annahme erfüllt. Die Fehlerfunktion für Backpropagation lautet wie folgt.

Formel : Fehlerfunktion für ein einzelnes Neuron

Optional kann die Fehlerfunktion für Matrizen zur Berechnung genommen werden.

Formel : Fehlerfunktion in Matrixschreibweise

Die folgende Gleichung, was den Vorgang der Backpropagation darstellt, baut auf eben vorgestellter Gleichung 7 auf.

Formel : Fehler der nächsten Schicht

Formel 8 ist essenziell für die Backpropagation. Die Fehlerfunktion für den Fehler der nächsten Schicht ist jedoch trivial. Wenn das NN den Backpropagation Vorgang starten, liegen dem Netz bereits folgende Informationen vor. sind die Gewichte der nächsten Schicht. ist bei der ersten Anwendung der Formel die Fehlerfunktion des NN, was das Ergebnis aus Gleichung 7 ist. Beim zweiten Anwenden von Formel 8 ist das Ergebnis der ersten Anwendung von Formel 8. Durch diesen Sachverhalt rechnet sich die Gleichung durch das gesamte Netz zurück. Wenn sich die Formel durch das gesamte Netz gearbeitet hat, liegt der Fehler für jede Schicht in Vektorschreibweise vor. Die Aktivierungsintensität der Neuronen aus Schicht *l* wird mit berechnet.

Der in Formel 7 und 8 enthaltene Parameter zeigt auch auf wie schnell ein Netz lernt. Dies wird in **Abbildung 10** aufgezeigt. In der Abbildung ist die erste Ableitung der Sigmoid Aktivierungsfunktion dargestellt, welche aufzeigt wie gut ein Neuron bei bestimmten Aktivierungen lernt. Dabei ist zu sehen, dass der Anstieg in der Nähe von null und eins, gegen 0 geht. Der geringe Anstieg in diesen Bereichen stellt eine *„Sättigung“* des Neurons dar. Wenn ein Neuron „*gesättigt*“ ist, lernt es nur noch langsam oder, wie bei der ReLU-Funktion durch die „*harte*“ 0, gar nicht mehr.

**Ein Bild, das Himmel, draußen, Wand, Boot enthält.

Automatisch generierte Beschreibung**

Abbildung : Erste Ableitung der Sigmoid Aktivierungsfunktion

Die letzten beiden Punkte im Ablauf der Backpropagation geschehen in einer Rechnung.

Formel : Formel zum Ändern der Gewichte

γ stellt die vom Benutzer gewählte Schrittweite beim Lernen dar und ist der Gradient der Fehlerfunktion. Aus diesem Grund wird die Schrittweite auch negativ mit dem Gradienten multipliziert, um dem Fehler entgegen zu wirken.

# 5.4. Segmentation Algorithmen

Die Klassifizierung von Bildern unterscheidet sich von der Objekterkennung in Bildern. Bei der Klassifizierung wird jedem Bild nur einer Gruppe zugeordnet. Bei der Objekterkennung kann jedoch jedes Bild mehrere Objekte aus mehreren Gruppen enthalten. Um die einzelnen Objekte zu erkennen und deren Position zu bestimmen muss das Bild segmentiert werden, um anschließend eine Bounding Box um diesen Bereich ziehen zu können. (Zhang, C. Lipton, Li, & J. Smola, 2020)

Dieses Kapitel wird die drei Segmentationsalgorithmen YOLO, SSD und Faster R-CNN betrachtet. Es werden nur die drei Algorithmen betrachtet, da sie die am meisten Verbreiteten und unter anderem mit zu den schnellsten Algorithmen zur Segmentierung zählen. (Redmon & Farhadi, 2018) Aus Gründen der fehlenden Rechenleistung des Erstellers dieser Arbeit wird auf andere und komplexeren Verfahren verzichtet.

# 5.4.1. You only look once (YOLO)

YOLO ist ein Algorithmus zum Segmentieren eines Bildes. Aufgrund dieser Segmentierung kann ein Objekt in einem Bild erkannt, Klassifiziert und die Position mit Hilfe einer *Bounding Box* bestimmt werden. Zuerst wird das Bild in ein SxS-Grid unterteilt. Darauf werden in jedem Bereich des Grids *B* Bounding Boxes aufgespannt. Dabei kann frei bestimmt werden wie viele Bounding Boxes pro Grid erzeugt werden sollen.

Jede vom Netz aufgespannte Bounding Box erhält einen *Confidence Score* für ein bestimmtes Objekt. Der zugewiesene Score bestimmt nicht nur wie wahrscheinlich es ist, dass ein Objekt in der aufgespannten Bounding Box enthalten ist, sondern auch die Einschätzung des Netzes über die Genauigkeit der Box.

Die Bounding Boxes enthalten dabei fünf Parameter. Der *x* und *y* Parameter bestimmen den Mittelpunkt der Box. Diese zwei Parameter stehen im Kontext des Grids. *w* und *h* sind die Höhe und Breite der Box im Kontext des gesamten Bildes. Der fünfte Wert ist der oben beschriebene Confidence Score.

Parallel dazu wird jedem Bereich des Grids eine Klasse *C* zugeordnet. Jeder Bereich kann jedoch nur eine Klasse zugeordnet werden. Nachdem das gesamte Gitter des Bildes unterteilt ist, besteht das Bild idealerweise aus unterschiedlich Klassifizierten Bereichen.

Wenn die Berechnungen der Bounding Boxes und der Gridklassifizierung erfolgt sind, werden die Werte miteinander multipliziert. Aus diesem Wert werden dann die Bounding Boxes im gesamten Bild berechnet. (Redmon, Divvala, Girshick, & Farhadi, 2016)

YOLO ist der schnellste Segmentierungsalgorithmus von den vorzustellenden Algorithmen. YOLOv3 ermöglicht es Bounding Boxes in Echtzeit zu erzeugen. Die maximal mögliche Bilderrate, bei einem 320x320 Pixel großen Bild und einer TitanX Grafikkarte, beträgt 45 FPS. Die Genauigkeit der Positionsbestimmung ist genauso gut wie der, im folgenden Kapitel vorgestellte, Algorithmus SSD und nur etwas schlechter wie das Faster R-CNN aus Kapitel 5.4.3..(Redmon & Farhadi, 2018)

YOLOv4, welche im April 2020 erschien, ist die neueste Version von YOLO. Version 3 und Version 4 sind ungefähr gleich schnell. In der Genauigkeit unterscheiden sich die beiden Versionen jedoch enorm. Die *Average Presicion* von YOLOv4 ist in allen Fällen um 20%-30% höher als die von YOLOv3. (Bochkovskiy, Wang, & Mark Liao, 2020)

# 5.4.2. Single Shoot Detector (SSD)

SSD arbeitet wie YOLO indem es ein Gitter über das Bild legt, welches das Bild in gleichgroße Teile unterteilt. Für jeden Bereich des Bildes werden verschieden große und frei wählbare *Anchor Boxes* deklariert. Jede Box besitz dabei *K+1* Kategorien. *K* steht hierbei für die Anzahl der Klassifikationsgruppen und *+1* weil eine Anchor Box ohne Objekt mit 0 Kategorisiert wird. (Zhang, C. Lipton, Li, & J. Smola, 2020) Die Anchor Boxes können jede beliebige rechteckige Form besitzen. Ein Zoom Level bestimmt dabei wie groß die Anchor Box, im Verhältnis zu einem Bereich des Gitters, ist. Jede Form hat dabei Einfluss auf die Erkennungsrate des Netzes. Eine Box mit den Maßen 4x2 (4 breit und 2 hoch) ist schlechter zur Erkennung von aufrecht laufenden Menschen geeignet als eine 2x4 Anchor Box.

**Ein Bild, das Karte enthält.

Automatisch generierte Beschreibung**

Abbildung : Ergebnis eines Versuches in welchem zwischen Genauigkeit und Rechenzeit abgewägt wird. Die Form gibt die Art des Verwendeten Netzes an und die Farbe die Art der Merkmalsextraktion.  
Quelle: (Huang, et al., 2017), S. 8

Die Geschwindigkeit von SSD ist ein wichtiger Faktor, ob für das CNN SSD verwendet wird oder nicht. Wie obiger Abbildung erkennbar macht, ist SSD in allen Fällen schneller ist als das im folgenden Kapitel vorgestellte Faster R-CNN. Jedoch ist die Durchschnittliche Genauigkeit der erzeugten Bounding Boxes geringer. Im Vergleich zu YOLOv4 weist es jedoch einige Schwächen auf. Die Rechenzeit von SSD ist im Gegensatz zu YOLO um circa das 2-3-fache höher. Jedoch ist die Genauigkeit zu YOLO v3 nur um 1-5 Punkte höher und zu der im April 2020 erschienenen YOLO v4 sogar geringer.

# 5.4.3. Faster Region-Based Convolutional Neuronal Network (Faster R-CNN)

Faster R-CNN’s verwenden ein vorgestelltes CNN, welches eine Feature Map von dem zu Klassifizierenden Bild erstellt. Diese Feature Map wird für zwei Dinge verwendet. Die erste Anwendung ist die Vorbestimmung von möglichen Objekten in einem *Region Proposal Network* (RPN) und die zweite ist das Region of Interest-Pooling, auch RoI-Pooling genannt. Dieses skaliert die Größe der Feature Map auf die geforderte Größe der folgenden Klassifizierungsschichten. (Grel, 2017)

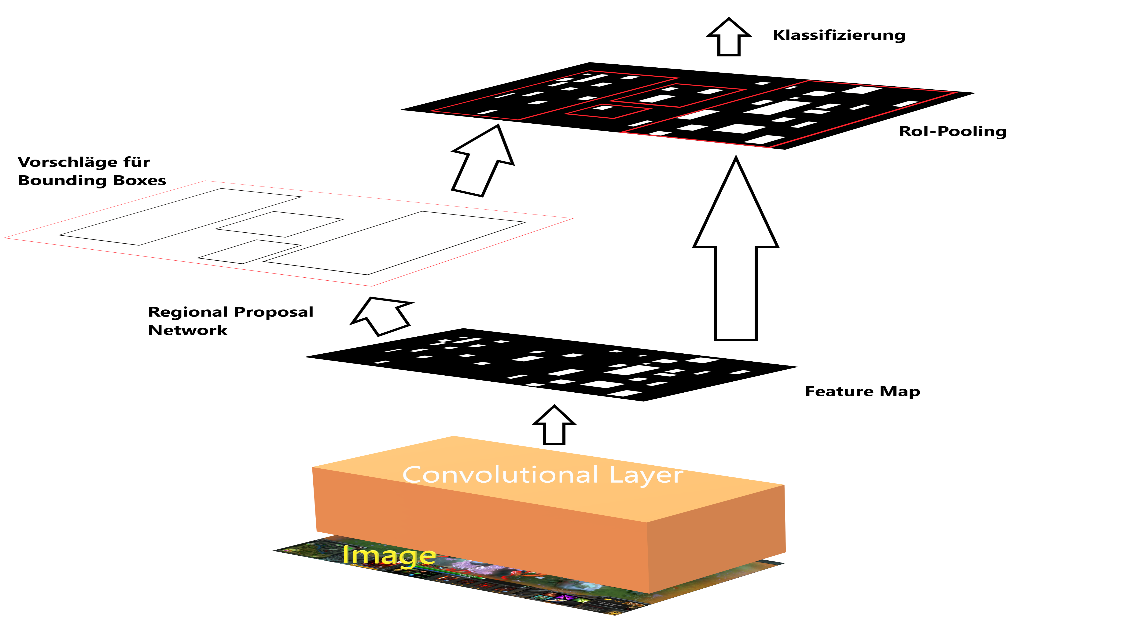
Dem RPN verwendet die Feature Maps des CNN’s und gibt rechteckige Bereiche des Bildes, mit einer dazugehörigen Wahrscheinlichkeit zu welcher Gruppe dieser Bereich gehört, zurück. Um dies zu erreichen wird ein *nxn* große Convolutional Schicht erstellt, welches sich über die Feature Map schiebt. Das Ergebnis wird in einer Box-Regression-Schicht und einer Box-Klassifizierungs-Schicht bearbeitet. Die Box-Regression-Schicht ist für die Anpassung der Größe der Bounding-Box zuständig und die Box-Klassifizierungs-Schicht wird für die Klassifizierungswahrscheinlichkeit benötigt. Die zwei Schichten werden üblicherweise mit einer 1x1 Convolutional Schicht umgesetzt. (Grel, 2017) (Ren, He, Girshick, & Sun, 2016)

Abbildung : Aufbau eines Faster R-CNN Quelle (Ren, He, Girshick, & Sun, 2016) nachgestellt.

Im Anschluss übernimmt die Klassifizierungs-Schicht, welche nach dem RoI-Pooling implementiert ist, die Bestimmung von genauen Bounding-Boxes und die Wahrscheinlichkeit zu welcher Gruppe diese Box gehört.

**Abbildung 12** zeigt einen solchen Aufbau eines Faster R-CNN noch einmal. Das Faster R-CNN ist der langsamste aber genaueste der drei vorgestellten Algorithmen, was in **Abbildung 11** erkennbar ist. (Huang, et al., 2017) Die geringere Geschwindigkeit und die höhere Genauigkeit der Bounding-Boxes entsteht durch die Arbeitsweise des Netzes. Die eben beschriebene Arbeitsweise zeigt auf, dass Faster R-CNN’s das Bild zweimal verarbeiten, um die endgültigen Bounding-Boxes zu bestimmen. YOLO und SSD gehen hingegen nur einmal über das Bild.

Dadurch wird Zeit und Rechenleistung gespart. Des Weiteren ist der Aufbau eines Faster R-CNN komplexer als die zwei anderen, was wiederum die Rechenzeit und den Speicherbedarf anhebt. (Huang, et al., 2017)

# 6. Realisierung der Pattern Erkennung mittels einem Convolutional Neuronal Network

Nach dem in den vorherigen Kapiteln Grundlagen der einzelnen Grundbausteine zur Pattern Erkennung mit einem CNN erklärt wurden, geht es in diesem Abschnitt um die Realisierung der einzelnen Zwischenschritte.

Zu aller erst müssen auf das gewünschte Musikstück ein Low-Pass-Filter, ein Band-Pass-Filter und ein High-Pass-Filter gelegt werden. Durch die Verwendung von drei Filtern können mehr Informationen aus einem einzelnen Spektrum gewonnen werden. Aus diesem Grund werden später pro Musikstück drei Klassifizierungen durch das Netz nötig sein. Danach werden die Spektren des Low- und High-Pass- an ein neuronales Netz gegeben, um die Pattern des Basses, der Bass-Drum und der Clap zu erkennen. Die Bass-Drum und die Clap sind, wie **Abbildung 13 a und c** beweist, mit dem bloßem Auge erkennbar.

Ein Bild, das drinnen, Monitor, Bildschirm, Fernsehen enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : a) Spektrum Highpass-Filter b) Spektrum Bandpass-Filter (Zoomed in) c) Spektrum Lowpass-Filter

Das Spektrum des Middle-Pass-Filters wird der aufwendigste Teil in dieser Klassifikation. In diesem Frequenzbereich befinden sich hauptsächlich die Frequenzen der chromatischen Tonleiter. Somit sind in dem Bereich alle restlichen Instrumente enthalten. Somit überlagern sich in diesem Spektrum auch die Frequenzen der Instrumente, was das Spektrum in **Abbildung 13** b verdeutlicht. Dadurch wird es nicht mehr möglich sein, die erkannten Pattern einem Instrument zuzuordnen. Somit soll das CNN lediglich wiederholende Muster im Spektrum erkennen. Das Erkennen von Mustern wird sich somit nicht auf einzelne Instrumente beschränken, wodurch im Bandpass-Spektrum lediglich sich wiederholende Blöcke angezeigt werden. Zuletzt werden die erkannten Pattern mithilfe von Bounding Boxes angezeigt.

# 6.1. Realisierung des Low-/Band-/High-Pass-Filter

Für die Umsetzung der drei Filter, wird das aus der Pythonbibliothek stammende Packet *aubio* verwendet. Dieses ist unter anderem zum Einlesen der *.wav* zuständig. Da es in diesem Packet keine Funktionen für einen Low-/Band-/High-Pass-Filter gibt, werden diese mit einem Biquad-Filter realisiert. Ein Biquad-Filter ist ein *infinite impulse response* Filter der zweiten Ordnung welcher als Grundbaustein für komplexere Filter dient. (Redmon N. , Biquads, 2003)

Als nächstes müssen die Koeffizienten für den Biquad bestimmt werden. Dafür werden mehrere Online Rechentools für die Berechnung der Biquad-Koeffizienten verwendet und die Ergebnisse verglichen, um eine fehlerhafte Rechnung auszuschließen. Die verwendeten Rechentools sind von Arachnoid (Lutus, 2019), EasyCalculation.com (EasyCalculation.com) und Ear Level Engineering (Redmon N. , 2013).

Die errechneten Kurvenverläufe der Filter müssen dabei den Anforderungen hingehend bestimmt werden. Der Low-Pass-Filter muss Frequenzen bis 150 Hz möglichst klar darstellen und Frequenzen über 200 Hz komplett herausfiltern. Der Band-Pass-Filter soll Frequenzen ab 200 Hz darstellen bis zu einer Frequenz von 6000 Hz, da in diesem Frequenzbereich die chromatische Tonleiter aller Instrumente liegt. (Gedan, 2006) Der überbleibende Frequenzbereich von 6000 Hz bis 21000 Hz muss vom High-Pass-Filter abgedeckt werden.

Für den Low-Pass-Filter sind folgende Angaben getroffen worden:

* Samplerate: 41000
* Mittenfrequenz: 150 Hz
* Bandbreite 0,75

Berechnet wurden folgende Koeffizienten:

* a0=1
* a1=-1,96929513
* a2= 0.96981555
* b0=1,30104102\*
* b1=2,60208205\*
* b2=1,30104102\*

Der Band-Pass-Filter ist aus einem High-Pass- und einem Low-Pass-Filter zusammengesetzt, wodurch folgende Angaben für den Filter getroffen wurden:

Low-Pass-Filter:

* Samplerate: 41000
* Mittenfrequenz: 6000 Hz
* Bandbreite 0,7

High-Pass-Filter:

* Samplerate: 41000
* Mittenfrequenz: 200 Hz
* Bandbreite 0,7

Berechnet wurden folgende Koeffizienten:

* =1
* =-0,77321399
* = 0.27545624
* =0,12556056
* =0,25112113
* =0,12556056
* =1
* =-1,95624013
* = 0.95715934
* =0,97834987
* =-1,95669974
* =0,97834987

Für den High-Pass-Filter sind folgende Angaben getroffen worden:

* Samplerate: 41000
* Mittenfrequenz: 6000 Hz
* Bandbreite 0,7

Berechnet wurden folgende Koeffizienten:

* a0=1
* a1=-0,77321399
* a2= 0,27545624
* b0=0,51216756
* b1=-1,02433511
* b2=0,51216756

Nachdem die Koeffizienten bestimmt sind, sind folgende Filterfunktionen realisiert worden.

**Ein Bild, das Text, Karte, Mann, weiß enthält.

Automatisch generierte Beschreibung**

Abbildung : Kurvenverläufe der einzelnen Filter, wobei die x-Achse die Frequenzen und die y-Achse die Dämpfung darstellen. a) Low-Pass-Filter b) Band-Pass-Filter c) High-Pass-Filter

Da, wie oben zu sehen, folgende Funktionen keine scharfen Kanten an Grenzen aufweisen, werden mehrere Biquads mit gleichen Koeffizienten hintereinander implementiert. Das führt dazu, dass die Grenzen der Filter schärfer werden. (Redmon N. , Biquads, 2003)

Nachdem die Filter auf das Musikstück angewendet wurden, ist durch Hörproben zu beobachten, dass die Filter funktioniert haben. Ob die Grenzen an den gewünschten Frequenzen liegen, lasst sich durch das Erzeugen der zugehörigen Spektren beweisen.

# 6.2. Erzeugen der Spektren

Nachdem alle Filter angewendet wurden, liegen nun drei MP3-Dateien pro Musikstück vor. Da jedoch dem CNN die Spektren der einzelnen Dateien vorgelegt werden sollen, müssen die diese erst erstellt werden. Dafür wird das Programm *Sonic Visualizer* verwendet.

Sonic Visualizer ist ein Open Source Programm der Queen Mary Universität London, mit welchem Musik mittels einer Vielzahl von Tools analysiert werden kann. (Cannam, Landone, & Sandler, 2019)

Die erzeugten Spektren der MP3-Dateien sind vergleichbar zu **Abbildung 13 a,b und c.** Bei der Kontrolle der exportierten Bilder der Spektren sind die Grenzen der Filter klar erkennbar. Das Spektrum des Low-Pass-Filters befindet sich im geforderten Bereich bis 200 Hz. Bis zu 300 Hz sind einige Fragmente des Musikstückes vorhanden, aber diese sind so gering, dass diese bei der Auswertung nicht ins Gewicht fallen. Auch der Band-Pass-Filter und der High-Pass-Filter weisen die geforderten Grenzen von 200Hz-6000Hz bzw. 6kHz-21kHz auf. Aus diesem Grund kann man davon ausgehen, dass alle Filter aus Kapitel 6.1. wie gewünscht funktioniert haben. Mit den exportierten Bildern ist die erste Voraussetzung für das Erkennen der Pattern in diesem Musikstück mit einem CNN gegeben. Die nächste Aufgabe ist das Erstellen des CNN.

# 6.3. Labeln der Erzeugten Spektren

Nachdem alle Spektren erzeugt wurden, müssen diese für das Neuronale Netz gelabelt werden. Bilder müssen gelabelt werden, um einem NN beim Lernen zu unterstützen. Dabei werden die zu erkennenden Objekte in einem Bild mit rechteckigen Bounding Boxes umrandet. Die für diese Arbeit erstellten Bilder wurden mittels der Software *Yolo Label* gelabelt. Die Software ist unter folgenden Githublink zu finden: https://github.com/developer0hye/Yolo\_Label

Diese erzeugt für jedes Bild eine .txt-Datei in welcher Zeilenweise folgende Informationen stehen: <Objektklasse> <Mittelpunkt x> <Mittelpunkt y> <Breite> <Höhe>

Folgende Abbildung zeigt den Vorgang des Labelns und die daraus resultierende Datei.

**Ein Bild, das sitzend, Monitor, Computer, schwarz enthält.

Automatisch generierte Beschreibung**

Abbildung : a) Erstellen der Labels mit YoloLabel b) Daraus resultierende Textdatei

Die letzten vier Werte sind keine festen Pixelwerte, sondern relative Angaben. Somit ist der Wert für Mittelpunkt x bei einem 120px großen Bild nicht 40 sondern 0.333333. (Bochkovskiy, Github, 2020)

# 6.4. Erstellen des Convolutional Neuronal Networks

Bevor das Netz erstellt werden kann muss abgewägt werden, welches Netz sich am besten für die Erkennung der Strukturen eignet. Dabei musste ein Kompromiss zwischen Rechenleistung und Genauigkeit getroffen werden. Dabei ist die Entscheidung auf *YOLOv4* von Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang und Hong-Yuan Mark Liao. Die Wahl für *YOLOv4* wurde auf Grund der hohen Genauigkeit und den kurzen Berechnungszeiten gefällt. Die Berechnungszeiten sind so gut, dass die Klassifizierung in Echtzeit in bis zu 120 FPS möglich ist. (Bochkovskiy, Wang, & Mark Liao, 2020)

Für die Erstellung des CNN wird das Framework *darknet* von Joseph Redmon und *YOLOv4* verwendet. Darknet ist ein open source Framework für Neuronale Netze welches in C und CUDA geschrieben ist.

Da eine genaue Schritt für Schritt Anleitung zum Erstellen von Darknet und zum Trainieren und Testen des Netz keine Bestandteile dieser Arbeit darstellen, wird hier auf die GitHub-Seite des Erstellers von YOLOv4 verwiesen: https://github.com/AlexeyAB/darknet. Somit werden nur die Schritte zum Erstellen von *darknet*, Anpassen von Dateien für das Lernen und die Befehle zum Trainieren und Testen näher erläutert.

Unter Linux ist die Erstellung des Netzwerks trivial. Es muss das Git-Repository geklont werden und mittels make erstellt werden. Im Anschluss müssen zwei Textdateien, in welchem die Test- und Evaluierungsdaten aufgelistet sind, und eine .cfg, .data, und .names Datei angepasst werden.

Die erzeugten Spektren wurden für dieses Netz einmal normal und einmal gespiegelt gelabelt, da so eine größerer Lernpool für das Netz zur Verfügung steht. Für dieses Netz wurden 26 verschiedene Musikstücke gelabelt. Da jedes Musikstück in drei Spektren unterteilt wurde müssen somit 78 Spektren zur Verfügung. Durch die Spiegelung jedes Spektrums entsteht somit ein Lernpool aus 156 Spektren, wobei 125 Bilder zum Lernen und 31 zum Validieren genutzt wurden.

Mit folgenden Befehl wird das Netz trainiert und erstellt: *./darknet detector train <Pfad zur .cfg Datei> <Pfad zur .data Datei> <Pfad zu Datei mit den Startgewichten>*

Das Trainieren dauert einige Stunde bis zu einigen Tagen, je nachdem ob mit einem GPU oder CPU zur Berechnung verwendet wird und je nach Größe der Eingegebenen Bilder, maximalen Batches und der Anzahl zu Erkennende Klassen. (Bochkovskiy, Github, 2020)

Um das Netz nach dem lernen zu testen muss folgender Befehl (in Linux) eingegeben werden: *./darknet detect <Pfad zur .cfg Datei> <Pfad zur Datei mit trainierten Gewichten> <Pfad zum Bild welches Erkannt werden soll>*

Welche Ergebnisse mit diesem Netz erreicht wurden, ist in Kapitel 9 aufgezeigt.

# 7. Pattern Erkennung mithilfe von Rhythmus und Melodie

Nachdem in Kapitel 6 die Spektren der einzelnen Musikstücke für die Erkennung von Pattern benutzt wurden, werden in diesem Kapitel die Noten der Musikstücke für die Erkennung von Pattern verwendet. Die in diesem Abschnitt beschriebenen Algorithmen arbeiten entweder mit den gespielten Noten des Musikstückes oder mit einem Fünf-Dimensionale-Set (Kapitel 7.3.1.) der Noten eines Musikstückes. Bei der String basierte Pattern Erkennung und die Pattern Erkennung mithilfe von Matrizen werden die Musikstücke mittels MIDI-Dateien eingelesen. In den MIDI-Dateien sind unter anderen Informationen zu den gespielten Noten zu finden. Die Informationen beinhalten die Tonhöhe, Lautstärke und Dauer der Note. Die Zeit wann eine gewisse Note gespielt wird ist ebenfalls implizit gegeben. (MIDI Association, 2019) Diese Information wird aber nicht verwendet, da beide Algorithmen durch das implementierte Pattern Matching ausschließlich auf die Reihenfolge der gespielten Noten achtet und nicht auf eine zeitliche Abhängigkeit.

Alle in dieser Arbeit vorgestellten Algorithmen, welche mit der Geometrischen Pattern Erkennung arbeiten, verwenden ein Fünft-Dimensionales Punkt Set. Das Punkt Set wird im nächsten Schritt so verarbeitet, dass diese in ein zwei oder Dreidimensionales Koordinatensystem eingetragen werden können. (Meredith, 2006)

# 7.1. String basierte Patternsuche

Die String basierte Patternsuche wird ebenfalls in Python umgesetzt. Zum Auslesen der MIDI-Dateien wird das Package *mido* verwendet. Nachdem die MIDI-Dateien ausgelesen sind, werden die einzelnen Tracks, die in einem MIDI-File existieren, in ein Array gespeichert und an den eigentlichen Algorithmus zum Finden der Pattern weitergeleitet. Wenn die MIDI-Werte in dem Array gespeichert sind, ist der zeitliche Aspekt verloren gegangen, da Noten die gleichzeitig gespielt werden nacheinander in dem Array stehen. Somit kann ein Pattern womöglich nicht erkannt werden, da die *note\_on*-Message in der MIDI-Datei für zwei gleichzeitig gespielte Noten in unterschiedlichen Varianten in der MIDI-Datei vorkommen. Der Algorithmus berechnet zuerst die maximal Patternlänge. Diese Beträgt . Danach wird mit jeder Länge einmal das Musikstück itterativ durchgerechnet. Die Itteration beinhaltet die Änderung der Startposition des Patterns im Track um eine Stelle. Angefangen wird mit dem größtmöglichen Pattern bis zu einer Patternlänge von 3 Noten. Wenn der Algorithmus gestartet wird, ist das im Moment zu Untersuchende Pattern im Intervall der aktuellen Position und zu finden. Im Anschluss wird die erste Stelle des Patterns mit der Position verglichen. Wenn die beiden Positionen übereinstimmen wird die zweite Position des Patterns mit der Position verglichen und das solange bis die beiden Stellen nichtmehr übereinstimmen. Wenn jedoch die erste Stelle nicht übereinstimmt, wird in den Fall des Keychange oder der vertikalen Spiegelung gegangen. In diesen beiden Fällen werden sowohl die aktuelle Position als auch die nächsten beiden Positionen mit den dazugehörigen Positionen verglichen.

Bei dem Keychange werden nur die Abstände zwischen der ersten/zweiten/dritten Position des Patterns und der aktuellen/nächster/übernächster Position im Track verglichen. Sollten alle drei Positionen denselben Abstand aufweisen, wird ein Zähler auf 3 gesetzt, um alle diese Noten in das vorhandene Pattern aufzunehmen. Die vertikale Spiegelung verläuft ähnlich zum Keychange, nur das bei der vertikalen Spiegelung eine gemeinsamen Spiegelachse vorliegen muss. Diese wird gesucht indem die zwei MIDI-Werte der aktuellen Position und der ersten Stelle des Patterns miteinander addiert werden und im Anschluss durch 2 geteilt werden. Sollte der eben errechnete Wert mit den Spiegelachsen der nächsten zwei Positionen übereinstimmen, so liegt eine vertikale Spiegelung vor.

Nachdem der Algorithmus mit jedem Track eines MIDI-Files fertig ist, werden die gefundenen Pattern in eine .txt Datei geschrieben. In diesem ist enthalten welches Pattern gefunden wurde, welche Länge das gefundene Pattern aufweist und an welcher Stelle im Track dieses gefunden wurde. Mit diesen drei Eigenschaften kann der Anfang des Patterns problemlos gefunden werden.

Welche Ergebnisse die String basierte Patternsuche gegenüber den anderen Arten der Pattern Erkennung erzielt, wird in Kapitel 9 aufgezeigt.

# 7.2. Pattern Erkennung mithilfe von Matrizen

Die Pattern Erkennung mit Matrizen, wurde wie auch schon die Pattern Erkennung mit Strings, in Python umgesetzt. Die MIDI-Dateien werden abermals mittels *mido* ausgelesen. Dabei ist abermals der zeitliche Aspekt verloren gegangen in derselben Weise wie in Kapitel 7.1.

Bei der Umsetzung mit Matrizen wird in die erste Zeile und in die erste Spalte der momentan zu bearbeitendem Track geschrieben. Im nächsten Schritt wird die Matrix diagonal Unterteilt an den Zellen . Die untere Hälfte der Matrix ist dabei nicht verwendbar, da dies einen Abgleich in einen früheren Teil des Liedes gleichkommen würde. Die untere Hälfte würde ebenfalls nur eine Spiegelung der oberen Hälfte darstellen. Ein Beispiel für eine solche Matrix ist in folgender Abbildung gegeben. (Hsu & Chen, 1998)

**Ein Bild, das Tastatur enthält.

Automatisch generierte Beschreibung**

Abbildung : Matrix a stellt die komplette Berechnung der Matrix dar. In Matrix b ist die effizientere Variante zu sehen, da die Berechnung der unteren Hälfte ausgespart werden kann.

Wenn die Matrix initialisiert ist, kann der Algorithmus mit der Berechnung anfangen. Dabei wird durch jede Zelle der Matrix gegangen und analog zu der Pattern Erkennung mithilfe von Strings bearbeitet. Bei gleichen MIDI-Werten einer Zelle (x,y) erhält diese den Wert . Das gleiche geschieht bei einem Keychange und der vertikalen Spiegelung. Wenn die Berechnung der Matrix vollendet ist, können die Pattern aus der Matrix gelesen werden. Die Länge des Patterns ist durch den Zelleninhalt am weitesten rechts unten einer zusammenhängenden diagonalen Kette gegeben. Die Zeilenindizes am linken oberen Ende einer Kette stellen die Anfangspunkte für das Pattern dar. **Abbildung 16** macht diesen Sachverhalt noch einmal deutlich.

Diese Informationen werden in eine .txt Datei geschrieben, wobei deren Aufbau vergleichbar zum Aufbau der Ergebnisdatei aus Kapitel 7.1 ist.

# 7.3. Vektorgeometrische Pattern suche

# 7.3.1. Fünf-Dimensionales Punkt Set

Das fünf-dimensionale Punkt Set besteht, wie der Name nahelegt, aus einem fünf dimensionalen Vektor. Jede Dimension enthält eine Eigenschaften der Musik. Der erste Wert, stellt eine der wichtigsten Eigenschaften der Musik dar. Dieser Wert ist die Zeit. Wie die Zeit im ersten Wert dargestellt wird ist frei wählbar. Die Darstellung kann in Millisekunden oder auch als Notennummer im Track geschehen. Der zweite Wert ist die Höhe der gespielten Note. Die Höhe der Note befindet sich im Intervall (21, 108). Mit diesem Interval können alle Noten eines Klaviers abgebildet werden. Das dritte Element ist die diatonische Notennummer. Die diatonische Tonleiter besteht aus den 7 Grundtönen einer Oktave (C,D,E,F,G,A,B,C). (Dommer, 1865)

Element vier beinhaltet wie lange der Ton gehalten wird und Element fünf zu welcher Stimme dieser Ton gehört. (Meredith, 2006)

# 7.3.2. SIA

SIA steht für Structure Induction Algorithmus. Dieser Algorithmus benutzt das im vorherigen Kapitel beschriebene fünf-dimensionales Punkt Set. Da für die Zwecke der Patternerkennung in dieser Arbeit lediglich drei Punkte benötigt werden, kann der diatonische Wert und der Wert wie lange die Note gehalten wird verworfen werden. Diese zwei Werte können aber für andere und genauere Untersuchungen, welche keinen Teil dieser Abschlussarbeit darstellen, wichtig sein.

Das Tripel (Zeit, Tonhöhe, Stimme) wird daraufhin so implementiert, dass das Tupel (Zeit, Tonhöhe) Koordinaten darstellen und die Stimme die Arraynummer ist. Somit hat das Tripel (2, 64, 2) die Koordinaten (2, 64) in Array Nr. 2. Die Arrays können auch als Koordinatensystem dargestellt werden wie in **Abbildung 17** zu sehen ist.

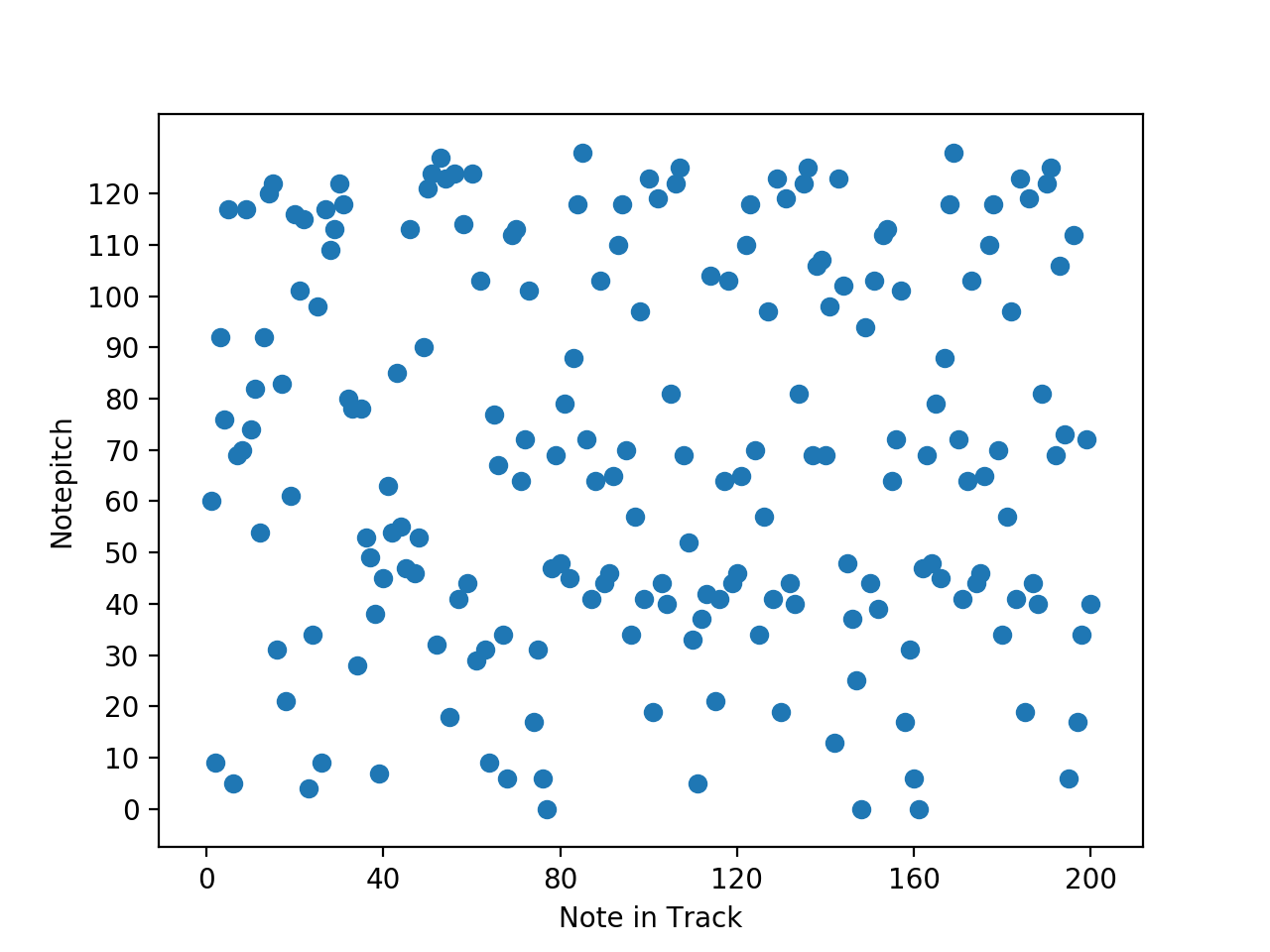
****

Abbildung : Darstellung des SIA Datensatzes für einen Track

Der nächste Schritt besteht darin, Vektoren zwischen den Punkten zu berechnen. Die Vektoren werden berechnet, da gleiche Pattern oder Keychanges dieselben Vektoren ineinander aufweisen wie in Abbildung 18 zu sehen. Lediglich die vertikale Spiegelung ist so nicht aufzufinden, da die Vektoren in dem Pattern kleiner oder größer werden.

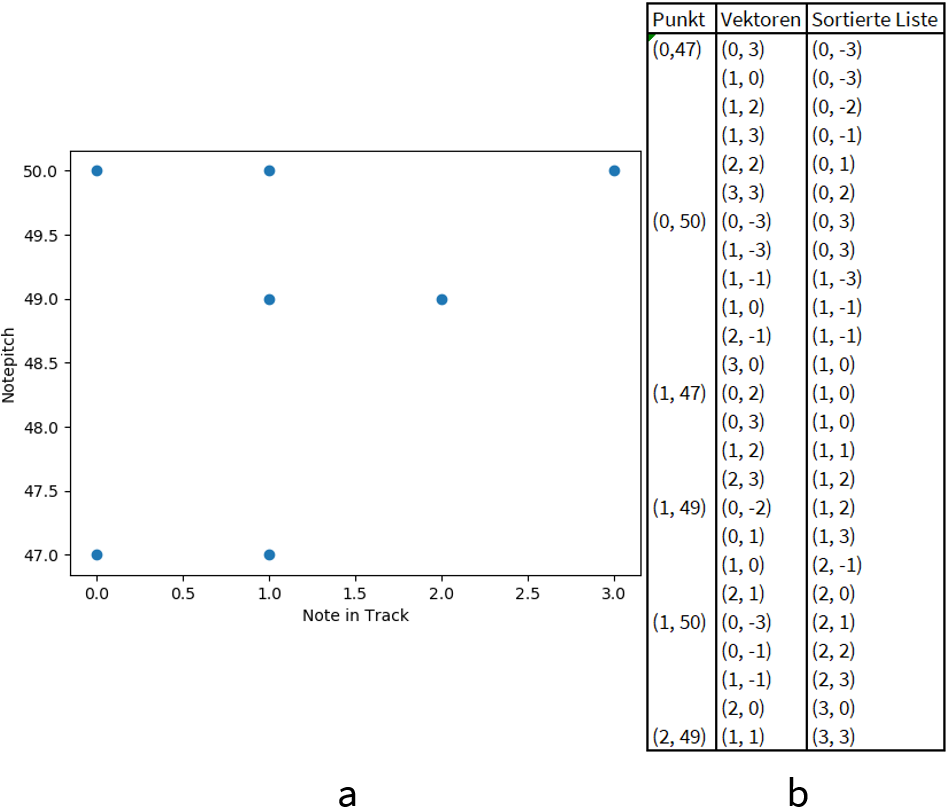
****

Abbildung : a) Noten dargestellt in Koordinatensystem b) Tabelle erstellt aus den Punkten im Koordinatensystem. Zeile zwei beinhaltet Vektoren zwischen allen Punkten (ausgenommen sind Vektoren, in welchen der Zeitwert negativ ist) und Zeile drei die lexikografisch sortierte Liste der Vektoren

Nachdem alle Vektoren berechnet sind, müssen diese lexikografisch sortiert werden. Die Sortierung kann dabei mit einem beliebigen Sortieralgorithmus durchgeführt werden. Wenn alle errechneten Vektoren sortiert wurden, sind alle Pattern ablesbar indem alle Werte eines lexikografischen Eintrages abgelesen werden. Jedoch können einige Werte in einem Eintrag nicht zu dem Pattern gehören, da diese Zufällig in dem Musikstück vorkommen können.

# 7.4. Umsetzung der Vektorgeometrischen Pattern suche

Die Vektorgeometrische Patternsuche wurde in Python umgesetzt. Zum Einlesen der MIDI-Noten wurde kein Package verwendet, da diese keine Zeitangaben mit auslesen konnten. Somit müssen die Lieder per Hand in die geforderte Form gebracht werden. Da für die Umsetzung kein fünf-dimensionales Punkt Set benötigt wird, wurde zur Zeitersparnis lediglich ein Tripel zum Einlesen in die erforderliche .txt-Datei benutzt. Das Tripel besteht aus (Notennr, Tonhöhe, Stimme/Tracknr.). Die Textdatei muss so aufgebaut sein, dass die Noten nach aufsteigender Notennummer in die Datei eingetragen werden. Es ist dabei egal ob die einzelnen Tracks vermischt oder nacheinander eingetragen werden.

Nachdem die Tripel eingelesen sind und die dazugehörigen Vektoren berechnet sind, müssen die Vektoren sortiert werden. Dafür wurde der Sortieralgorithmus *Quick-Sort* gewählt. Zugunsten von Quick-Sort wurde sich entschieden, da die Implementierung trivial ist und er eine Laufzeit von im Average-Case aufweist. (Weicker, 2015) Wenn die Sortierung abgeschlossen ist, werden alle Ergebnisse in eine Textdatei eingetragen sofern diese mehr als drei Einträge beinhalten. Die Ergebnisse zur Laufzeit und zu der Genauigkeit sind in Kapitel 9 vorzufinden.

# 8. Pattern Erkennung mittels SIA und der anschließenden Auswertung durch ein CNN mit YOLOv4

Der letzte vorzustellende Weg Pattern zu Erkennung ist eine Kombination aus Vektorgeometrischer Erkennung und der Erkennung mittels eines CNN.

Die Kernidee hierbei besteht darin, dass die Koordinatensysteme von SIA abgespeichert werden und diese an ein CNN weitergegeben werden. Das CNN soll die Pattern automatisch erkennen und mit Bounding Boxes klassifizieren. Die zu kategorisierenden Klassen umfassen Pattern der Länge <5, bis 10, bis 15, bis 20, bis 25, bis 30, bis 35, bis 40, bis 45, bis 50, >50.

Für die Umsetzung wird dasselbe Programm wie für SIA verwendet. Jedoch wird die Berechnung der Abstandsvektoren und die lexikografische Sortierung der Vektoren verworfen. Als Eingabe wird abermals das Tripel aus Kapitel 7.4. verwendet. Die Werte werden daraufhin in Arrays geschrieben und per Numpy in ein Koordinatensystem eingetragen und gespeichert. Numpy erzeugt im folgenden Koordinatensysteme wie jenes in **Abbildung 17**. Anschließend wird ein CNN mit YOLOv4 darauf trainiert Pattern in den Bildern zu erkennen. Für das Training den CNN wurden 500 Koordinatensysteme zufällig generiert, die Bilder gespeichert und die einzelnen Pattern mit *YOLO Label* kategorisiert.

Als nächstes wurden 400 der 500 Bilder zum Training verwendet und die letzten 100 Bilder zum Validieren genutzt. Das Training erfolgte analog zu dem erstellten CNN aus Kapitel 6.4..

Wie gut oder schlecht diese Methode im Gegensatz zu den anderen Methoden funktioniert kann im nächsten Kapitel nachgelesen werden.

# 9. Vergleich der unterschiedlichen Verfahren der Pattern Erkennung

Nachdem in den letzten drei Kapiteln die einzelnen Verfahren vorgestellt wurden, werden diese im letzten Teil der Abschlussarbeit miteinander verglichen. Der Vergleich beinhaltet dabei folgende drei Aspekte:

* Rechenzeit
* Anwendbarkeit hinsichtlich des Musikgenre
* Anzahl der gefundenen Pattern

Jedoch werden nur die Verfahren ohne CNN mit YOLO v4 verglichen werden, da die neuronalen Netze in diesem Bereich entweder nicht trainierbar waren oder aber die Ergebnisse bei weitem nicht den Anforderungen entsprachen.

# 9.1. Probleme der neuronalen Netze

# 9.1.1 Patternerkennung mit CNN und Spektrum

Das CNN, welches mit den Spektren der Musik arbeitet, war nicht trainierbar wie untenstehende Abbildung beweist.

Ein Bild, das sitzend, Tisch, Fenster, Computer enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Output von darknets Trainingsinformationen

In den Outputs der Konsole ist zu erkennen, dass die Einträge *Obj*, *No Obj* und *avg loss* nach circa 1300 Iterationen mit *nan* gekennzeichnet sind. Wenn *nan* nur partiell auftreten wurde, würde dieser Sachverhalt kein Problem darstellen. Da aber jeder Eintrag mit *nan* Versehen ist, ist das ein Hinweis darauf, dass bei dem Lernen im Netz Fehler aufgetreten sind. Fehler können ein Fehler in der Configdatei oder schlechte Trainingsdaten sein. (Bochkovskiy, Github, 2020) Da die Configdateien mehrmals neu angelegt wurden, um diese Fehlerquelle zu eliminieren, befindet sich der Fehler in den Trainingdaten.

Bei dem Fehler handelt es sich dabei um die Größe, welches ein Spektrum einnimmt. Das Format einen exportierten Spektrums für die Trainingsdaten befindet sich, abhängig von der Songlänge, zwischen 6000x880 Pixel bis hin zu 9000x880 Pixel. Jedoch konnten das Netz nur eine Dimension von 1024x320 Pixeln annehmen. Das CNN war aufgrund des vorhandenen Grafikkartenspeichers von 6 GB, der verwendetet Geforce GTX 1660 Super, auf diese Größe beschränkt. Dem Ersteller dieser Arbeit stand auch keine Erweiterung des Speicherplatzes durch eine zweite Grafikkarte zur Verfügung.

Aufgrund der Skalierung können Informationen des Spektrums verloren gehen. Durch die verlorenen Informationen ist es möglich, dass das Netz keine Pattern mehr erkennen konnte und durch das Training in einen Zustand geraten ist, in welchem die Neuronen in einen gesättigten Zustand geraten sind. Durch die Sättigung haben die Neuronen somit nichts mehr gelernt, wodurch der *avg loss* nichtmehr zu berechnen war.

# 9.1.2. Patternerkennung mit SIA und CNN

Das CNN, welches mit den Bildtaten von SIA arbeitete, konnte erfolgreich trainiert werden wie folgende Abbildung aufzeigt.

Ein Bild, das draußen, stehend, groß, Tisch enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Output des Trainings nach 888 Iterationen

Dabei konnte am Ende ein *avg loss* von ~0,011 erzeugt werden. Jedoch waren die erzeugten Ergebnisse des Netzes nicht brauchbar. Lediglich in zwei von 7 vorgelegten Koordinatensystemen, konnten Pattern erkannt werden. Die vom Netz gefundenen Pattern passten nicht in die gelernten Klassen. Dafür gibt es zwei Gründe:

* Trainingsdaten waren zu weit entfernt von realen Daten
* Neuronale Netze sind für diese Art der Pattern Erkennung nicht geeignet

Zum ersten können vom Ersteller Fehler bei der Erstellung der Trainingsdaten entstanden sein. Die zu Klassifizierenden Klassen wurden unter Umständen nicht gut genug unterteilt. Zum anderen können die erzeugten Koordinatensysteme, welche später für das Training verwendet wurden, zu wenig Einträge beinhaltet haben. Zweiteres ist der wahrscheinlichere Fall. Die erzeugten Koordinatensysteme zum Training hatten nur circa 200 Einträge wohingegen die Koordinatensysteme der Musikstücke zwischen 400-1900 Einträge besaßen. Aus diesem Grund können erlernte Eigenschaften auf die realen Daten nichtmehr zutreffen, wodurch die Pattern nicht erkannt oder falsche Pattern erkannt wurden.

Fehler Nummer zwei, das neuronale Netze nicht für ein Pattern Erkennung dieser Art verwendet werden können, kann einen weiteren Grund darstellen. Neuronale Netze versuchen für eine bestimmte Klasse markante Merkmale/Eigenschaften zu finden. Bei Musikpattern einer bestimmten Länge, können keine Markanten Eigenschaften gefunden werden. Als Beispiel dient dabei folgender Sachverhalt, in welchem ein Pattern von der Länge 25 erkannt werden soll. In der klassischen Musik existieren 88 verschiedene Tonhöhen von A0 bis C8. Somit existieren verschiedene Pattern für die Patternlänge von 25. Das sind verschiedene Pattern. Jedes einzelne Pattern besitzt verschiedene Eigenschaften.

Dieser Sachverhalt verdeutlicht, dass das Netz dieser Gruppe womöglich keine eindeutigen Eigenschaften zuordnen konnte. Somit wäre es der bessere Ansatz einem Netz z.B. 15 feste Pattern lernen zu lassen und diese dann in anderen Songs finden zu lassen.

Aufgrund der eben beschriebenen Fehler sind folgende Klassifizierungen des CNN’s getroffen worden.

Ein Bild, das Screenshot enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Output des CNN für den ersten MIDI-Track in Beethovens Ode an die Freude (a) und MIDI-Track zwei in Something Just Like This - Chainsmokers & Coldplay (b)

In den Klassifizierungen ist zu sehen, dass die Pattern nicht der Länge der zugeordneten Klasse Entsprechen und nur einzeln Erkannt werden, wodurch diese streng genommen keine sich wiederholende Pattern darstellen. Dadurch fällt der zweite Ansatz mit neuronalen Netzen ebenfalls aus dem vergleich heraus.

# 9.2. Rechenzeit

Die Rechenzeiten der einzelnen Verfahren kann **Abbildung 22** entnommen werden.

Ein Bild, das Screenshot enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Kurvenverläufe der Patternsuche mit String (Orange), -Matrix (Grün) und SIA (Gelb)

Es ist zu erkennen, dass die Variante mit der Matrix eine sehr viel kleiner Laufzeit aufweist als die Varianten mit SIA und String. Das liegt daran, dass die Matrix mit jeder weiteren Note größer wird. Da aber die untere Hälfte der Matrix nicht verwendet wird, müssen in der Matrix pro Note nur mehr Werte berechnet werden. Dies stellt einen nahezu linearen Anstieg dar. SIA muss ebenfalls mehr Vektoren berechnen. Der enorme Unterschied in den Rechenzeiten zwischen SIA und der Variante mit Matrix beruht auf dem Sortieren der Vektoren in SIA. Bei einer Songlänge von 1900 Noten müssen circa 1,8 Mio Vektoren lexikografisch geordnet werden, was bei der Matrixvariante hingegen komplett entfällt. Aus diesem Grund ist SIA, bei Musikstücken ab einer Länge von circa 1200 Noten, langsamer als die Stringvariante. Bei der Stringvariante müssen bei einer Tracklänge von N Vergleiche getätigt werden. Folgende Formel ist unter folgender Voraussetzung gültig:

* Es wird ein neues Sigma nur hinzugefügt, wenn

Aufgrund des höheren Rechenaufwandes eines Stringvergleiches, gegenüber der Berechnung von einem Wert aus zwei Arrayinhalten, rentiert sich die Patternsuche mithilfe von Strings erst ab der Länge von 1200 Noten.

Dennoch tritt bei allen Songlängen die Matrixberechnung als Favorit in der Rechenzeit hervor.

# 9.3. Anzahl der gefundenen Pattern

Um die Anzahl von gefundenen Pattern in einem Musikstück auszuwerten, müssen zuerst verschiedene Musikstücke ausgewählt werden. Diese müssen dann mit den drei selbstprogrammierten Algorithmen analysiert werden. Die Songs, welche für die Analyse gewählt wurden, sind *Beethoven - Ode an die Freude*, *Darude – Sandstorm* und *Something Just Like This – Chainsmokers & Coldplay*. Die Wahl fiel auf diese drei Musikstücke, da sie mit den Genres Klassik, Pop und Elektro ein breites und diverses Spektrum der Musik abdecken. Damit soll der Beweis erbracht werden, dass die vorgestellten Algorithmen für jede Musikrichtung anwendbar sind.

Nachdem die drei Stücke analysiert wurden, wurden die erzeugten Ergebnisdateien, mittels einem Pythonprogramms, ausgelesen und die darin enthaltenen Pattern gezählt. Die Anzahl der gefundenen Pattern wurde daraufhin in eine separate Textdatei geschrieben, welche in **Abbildung 23** zu sehen ist.

Ein Bild, das Text enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Ergebnisdatei mit den drei unterschiedlichen Algorithmen. Jeder Algorithmus wurde in die einzelnen zu untersuchenden Musikstücke unterteilt, welche wiederum in die Anzahl der enthaltenen MIDI-Tracks unterteilt wurden.

Vorab sei gesagt, dass an dieser Stelle nicht validiert werden kann ob alle Pattern gefunden wurden. Um zu vergleichen ob die computergestützten Algorithmen alle Pattern gefunden haben, wird eine manuell Musikanalyse benötigt. In dieser würden dann alle Pattern sauber aufgeführt sein. Da der Vorgang einer manuellen Musikanalyse einen sehr hohen Bedarf an Zeit und fundiertes musikalisches Wissen benötigt, wurde aus beiden Gründen diese nicht durchgeführt.

Wie in obenstehender Abbildung zu sehen ist unterscheidet sich die Anzahl der erkannten Pattern enorm. In der String basierten Patternsuche wurde nebenbei Array angelegt, in welcher die Position und die Länge des Patterns an dieser Position beinhaltet. Wenn ein gefundenes Pattern in den Intervall von Position und Position + Länge des Patterns fällt, so wird dieses nicht mit in der Ergebnisdatei aufgeführt. Somit ist in diesem Algorithmus ein geringer Grad an Post-Processing der Ergebnisse vorhanden. In den anderen beiden Algorithmen wurde davon abgesehen, da dies einen signifikant höheren Programmieraufwand bedeutet hätte. Somit sind in den Ergebnisdateien der Matrix basierten Patternsuche alle gefundenen Pattern der Länge 3 erhalten. In den Ergebnisdateien von SIATEC ist zu sehen, dass diese eine signifikant höhere Anzahl an erkannten Pattern aufweisen. Der Grund dafür liegt darin, dass alle errechneten Vektoren in ihre lexikografische Reihenfolge gebracht wurden. Jeder enthaltener lexikografischer Eintrag wurde im folgenden in die Ergebnisdatei übernommen, wodurch die Anzahl der vermeidlich erkannten Pattern um ein vielfaches höher liegt als bei der Matrixvariante. Jedoch beinhaltet nicht jeder Eintrag Pattern wie **Abbildung 24** beweist. Pattern müssen somit manuell ausgelesen werden, da ein Post-Processing bei SIATEC einen aufwendigen Prozess darstellt. In dem Post-Processing müssen alle Einträge, welche keine Pattern darstellen gelöscht werden. Pattern sind wie folgt zu erkennen:

Einträge unter „Zu Position, von Position“ müssen Zahlenfolgen darstellen. Folgendes Beispiel stellt ein Pattern der Länge drei dar: [‘ 469,385‘,‘470,386‘, ‘471,387‘].

Ein Bild, das Screenshot, Vogel enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Outputs in der Ergebnisdatei von SIATEC, in welcher keine Pattern enthalten sind.

Abschließend kann gesagt werden, dass die brauchbarsten Ergebnisse die String basierte Patternsuche darstellt, da diese ohne aufwendiges Post-Processing eine Vielzahl von Pattern abbildet und keine Doppelungen in den Ergebnissen vorkommen. An Position zwei die Matrix basierte Patternsuche, da in der Ergebnisdatei ohne Post-Processing alle gefundenen Pattern enthalten sind. Dennoch kommen viele Teilpatterns, vergleichbar zu **Abbildung 25**, mehrfach vor.

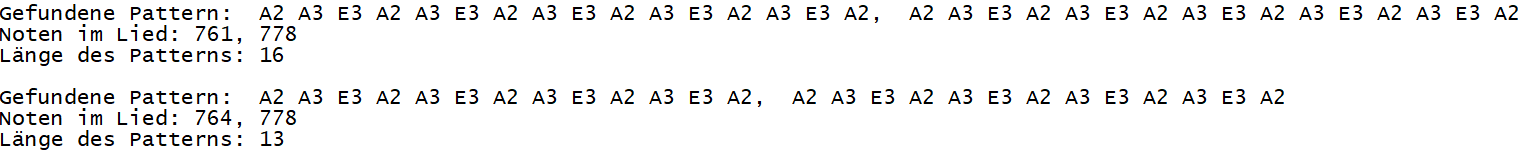


Abbildung : Pattern wird einmal als normales Pattern und ein weiteres Mal als kürzeres Teilpattern erkannt.

Am schlechtesten ist in diesem Bereich SIA. Die Unmenge an unnützen Ausgaben des Algorithmus können nur durch ein hohes Maß an Post-Processing brauchbar gemacht werden. Ohne Post-Processing bietet SIA somit keinen großen Mehrwert.

# 10. Fazit

Die Technik der neuronalen Netze, womit am Anfang die besten Ergebnisse erhofft wurden, haben auf ganzer Linie in dem Bereich der Pattern Erkennung versagt. Für die Patternerkennung mit Spektren sind mindestens 24GB Grafikkartenspeicher von Nöten, um zu sagen ob dieses Verfahren weiteres Potential besitzt oder ähnlich schlechte Ergebnisse wie die Patternerkennung mit CNN und SIA hervorbringt.

Die Patternerkennung mit CNN und SIA hat nicht so funktioniert wie gehofft. Es konnten nicht ansatzweise sich wiederholende Pattern gefunden werden. Nicht desto trotz kann man dieses Verfahren als unbrauchbar verwerfen. Als ein zu untersuchendes Einsatzgebiet könnte die Erkennung von Plagiaten darstellen. In diesem Einsatzgebiet lernt man dem CNN markante Pattern eines Musikstücks an und versucht diese in anderen Musikstücken wieder zu finden.

Die programmierten Algorithmen haben die besten Ergebnisse erzielt und sind dabei in allen Musikgenres einsetzbar. Dabei befinden sich die String basierte Patternsuche auf einer höhe mit der Matrix basierten Patternsuche ohne Post-Processing. Mit etwas Post-Processing ist die Matrixvariante in der Rechenzeit unschlagbar und in der Ausgabe so gut wie die Stringvariante. Einzig SIA hat nicht die erwarteten Ergebnisse gebracht. Die Rechenzeit ist zwar bis circa 1200 Noten schneller als die Stringvariante, jedoch vergrößert sich die Laufzeit mit zunehmender Länge des Musikstücks enorm. Des Weiteren ist die Ausgabe nur durch ein hohes Maß an Post-Processing brauchbar. Ohne Post-Processing hat dieser Algorithmus wenig bis garkeinen Mehrwert.

# Abbildungsverzeichnis

[Abbildung 1: Originalpattern (links) mit dem dazugehörigen zu Erkennenden Pattern einer Wiederholung (rechts) 4](file:///C:\Users\Hoze\PycharmProjects\Masterarbeit\Unterlagen\Masterarbeit.docx#_Toc40552009)

[Abbildung 2: Originalpattern (links) mit einem Keychange um 4 Halbtöne nach oben (mitte) und einer Oktave nach unten (rechts) 5](#_Toc40552010)

[Abbildung 3: Originalpattern (links) mit einer vertikalen melodischen Inversion an Note C5 (mitte) und E4 (rechts) 5](#_Toc40552011)

[Abbildung 4: Aufzeigen des Leakage-Effektes mit einer Funktion von 2 Hz (oben) und 2.5 Hz (unten) 7](#_Toc40552012)

[Abbildung 5: Anwenden der Hanning-Fensterfunktion auf eine Schwingung von 2.5 Hz. Die rote Linie stellt die Ausgangsfunktion dar. Blau stellt die Hanning-Funktion dar und die grüne Linie ist die berechnete Funktion. 8](#_Toc40552013)

[Abbildung 6: Spektrum des Liedes NIVIRIO – Flashes a) Spektrum mit 32 Bins berechnet b) Spektrum mit 32768 Bins berechnet (herangezoomt) 9](#_Toc40552014)

[Abbildung 7: a) vollständig vermaschtes Netzwerk b) Convolutional Neural Network mit einer Convolutional Schicht einer Pooling Schicht und einem vollständig vermaschten Netzwerk Quelle: Abbildungen wurden mittels folgenden Online-Tool erstellt. http://alexlenail.me/NN-SVG/index.html 10](#_Toc40552015)

[Abbildung 8: Anwendung der Unterschiedlichen Pooling Strategien mit einem 2x2 Filterkernel 12](#_Toc40552016)

[Abbildung 9: a)Sigmoid Aktivierungsfunktion b)Tanh Aktivierungsfunktion c)ReLU Aktivierungsfunktion 14](#_Toc40552017)

[Abbildung 10: Erste Ableitung der Sigmoid Aktivierungsfunktion 17](#_Toc40552018)

[Abbildung 11: Ergebnis eines Versuches in welchem zwischen Genauigkeit und Rechenzeit abgewägt wird. Die Form gibt die Art des Verwendeten Netzes an und die Farbe die Art der Merkmalsextraktion. Quelle: (Huang, et al., 2017), S. 8 19](#_Toc40552019)

[Abbildung 12: Aufbau eines Faster R-CNN Quelle (Ren, He, Girshick, & Sun, 2016) nachgestellt. 20](file:///C:\Users\Hoze\PycharmProjects\Masterarbeit\Unterlagen\Masterarbeit.docx#_Toc40552020)

[Abbildung 13: a) Spektrum Highpass-Filter b) Spektrum Bandpass-Filter (Zoomed in) c) Spektrum Lowpass-Filter 21](#_Toc40552021)

[Abbildung 14: Kurvenverläufe der einzelnen Filter, wobei die x-Achse die Frequenzen und die y-Achse die Dämpfung darstellen. a) Low-Pass-Filter b) Band-Pass-Filter c) High-Pass-Filter 24](#_Toc40552022)

[Abbildung 15: a) Erstellen der Labels mit YoloLabel b) Daraus resultierende Textdatei 26](#_Toc40552023)

[Abbildung 16: Matrix a stellt die komplette Berechnung der Matrix dar. In Matrix b ist die effizientere Variante zu sehen, da die Berechnung der unteren Hälfte ausgespart werden kann. 29](#_Toc40552024)

[Abbildung 17: Darstellung des SIA Datensatzes für einen Track 31](#_Toc40552025)

[Abbildung 18: a) Noten dargestellt in Koordinatensystem b) Tabelle erstellt aus den Punkten im Koordinatensystem. Zeile zwei beinhaltet Vektoren zwischen allen Punkten (ausgenommen sind Vektoren, in welchen der Zeitwert negativ ist) und Zeile drei die lexikografisch sortierte Liste der Vektoren 32](#_Toc40552026)

[Abbildung 19: Output von darknets Trainingsinformationen 34](#_Toc40552027)

[Abbildung 20: Output des Trainings nach 888 Iterationen 35](#_Toc40552028)

[Abbildung 21: Output des CNN für den ersten MIDI-Track in Beethovens Ode an die Freude (a) und MIDI-Track zwei in Something Just Like This - Chainsmokers & Coldplay (b) 36](#_Toc40552029)

[Abbildung 22: Kurvenverläufe der Patternsuche mit String (Orange), -Matrix (Grün) und SIA (Gelb) 37](#_Toc40552030)

# Formelverzeichnis

[Formel 1: Formel der CTFT (Weisstein, Discrete Fourier Transform, 2015) 6](#_Toc40551567)

[Formel 2: Formel der DFT (Weisstein, Discrete Fourier Transform, 2015) 6](#_Toc40551568)

[Formel 3: Umformulierte DFT-Formel 7](#_Toc40551569)

[Formel 4: Berechnung des Betrages eines Vektors 7](#_Toc40551570)

[Formel 5: Kostenfunktion 15](#_Toc40551571)

[Formel 6: Fehlerfunktion für ein einzelnes Neuron 16](#_Toc40551572)

[Formel 7: Fehlerfunktion in Matrixschreibweise 16](#_Toc40551573)

[Formel 8: Fehler der nächsten Schicht 16](#_Toc40551574)

[Formel 9: Formel zum Ändern der Gewichte 17](#_Toc40551575)

# Literaturverzeichnis

ArcGIS. (2019). *How single-shot detector (SSD) works?* Abgerufen am 31. Januar 2020 von ArcGIS: https://developers.arcgis.com/python/guide/how-ssd-works/

Beck, F., & Rey, G. (2018). *Neuronale Netze: Eine Einführung in die Grundlagen, Anwendungen und Datenauswertung.* Deutschland: hogrefe. Abgerufen am 17. Januar 2020 von Neuronale Netze: http://www.neuronalesnetz.de

Bochkovskiy, A. (28. April 2020). *Github*. Von AlexeyAB/darknet: https://github.com/AlexeyAB/darknet abgerufen

Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Mark Liao, H.-Y. (23. April 2020). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. Von https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf abgerufen

Brownlee, D. J. (9. Januar 2019). *A Gentle Introduction to the Rectified Linear Unit (ReLU)*. Abgerufen am 17. Januar 2020 von Machine Learning Mastery: https://machinelearningmastery.com/rectified-linear-activation-function-for-deep-learning-neural-networks/

Brownlee, D. J. (19. August 2019). *Crash Course in Convolutional Neural Networks for Machine Learning*. Abgerufen am 17. Januar 2020 von Machine Learning Mastery: https://machinelearningmastery.com/crash-course-convolutional-neural-networks/

Brownlee, D. J. (26. September 2019). *How Do Convolutional Layers Work in Deep Learning Neural Networks?* Abgerufen am 16. Januar 2020 von Machine Learning Mastery: https://machinelearningmastery.com/convolutional-layers-for-deep-learning-neural-networks/

Brownlee, D. J. (6. August 2019). *How to Avoid Overfitting in Deep Learning Neural Networks*. Abgerufen am 17. Januar 2020 von Machine Learning Mastery: https://machinelearningmastery.com/introduction-to-regularization-to-reduce-overfitting-and-improve-generalization-error/

Cannam, C., Landone , C., & Sandler, M. (2010). *A Brief Reference*. Abgerufen am 2. Januar 2020 von Sonic Visualiser: https://www.sonicvisualiser.org/doc/reference/1.3/en/

Cannam, C., Landone, C., & Sandler, M. (Dezember 2019). *Visualisation, analysis, and annotation of music audio recordings*. Abgerufen am 5. Februar 2020 von Sonic Visualizer: https://www.sonicvisualiser.org/

Drechsler, R. (5. März 2020). Klärung Musikalischer Grundlagen. (N. Mehlhose, Interviewer) Leipzig, Sachsen, Deutschland.

EasyCalculation.com. (kein Datum). BiQuadCalculator. Von https://www.easycalculation.com/physics/electromagnetism/biquad-calculator.php abgerufen

Glorot, X., Bordes, A., & Bengio, Y. (2011). *Deep Sparse Rectifier Neural Networks.* Abgerufen am 17. Januar 2020 von Proceedings of Machine Learning Research: http://proceedings.mlr.press/v15/glorot11a/glorot11a.pdf

Gonzales, R. R. (1996). *Theorie der neuronalen Netze.* Berlin: Springer. Abgerufen am 17. Januar 2020 von https://page.mi.fu-berlin.de/rojas/neural/chapter/K7.pdf

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning.* MIT Press. Von https://www.deeplearningbook.org/ abgerufen

Grel, T. (28. Februar 2017). *Region of interest pooling explained*. Abgerufen am 31. Januar 2020 von deepsense.ai: https://deepsense.ai/region-of-interest-pooling-explained/

Hermann, P. D. (2010). *Die Disktrete Fouriertransformation (DFT)*. Abgerufen am 19. Dezember 2019 von Technische Universität Wien: https://ti.tuwien.ac.at/cps/teaching/courses/dspv/files/DFT-FFT.pdf

Huang, J., Fathi, A., Rathod, V., Fischer, I., Sun, C., Wojna, Z., . . . Guadarrama, S. (2017). Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors. Abgerufen am 31. Januar 2020 von https://arxiv.org/pdf/1611.10012.pdf

Imagenet. (26. July 2017). *Large Scale Visual Recognition Challenge 2017 (ILSVRC2017)*. Abgerufen am 7. Januar 2020 von Imagenet: http://image-net.org/challenges/LSVRC/2017/results

Karpathy, D. A. (17. Oktober 2018). *CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition*. Abgerufen am 16. Januar 2020 von Github: http://cs231n.github.io/convolutional-networks/#add

Kriesel, V. (Februar 2013). Music Synchronization, Audio Matching, Pattern Detection, and User Interfaces for a Digital Music Library System. Bonn, Nordrein-Westfalen, Deutschland. Abgerufen am 18. März 2020 von http://hss.ulb.uni-bonn.de/2013/3271/3271.pdf

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Geoffrey, H. (2012). *ImageNet Classification with Deep Convolutional.*

Lutus, P. (26. Oktober 2019). BiQuadDesigner. Von https://arachnoid.com/BiQuadDesigner/index.html abgerufen

Math Works. (kein Datum). *Convolutional Neural Network: Drei Dinge, die Sie wissen sollten*. Abgerufen am 8. Januar 2020 von Math Works: https://de.mathworks.com/solutions/deep-learning/convolutional-neural-network.html#howitworks

Meredith, D. (2006). Point-set algorithms for pattern discovery and pattern matching in music. London. Abgerufen am 15. März 2020 von https://drops.dagstuhl.de/opus/volltexte/2006/652/pdf/06171.MeredithDavid.Paper.652.pdf

MIDI Association. (2019). *MIDI Association*. Abgerufen am 26. Februar 2020 von Summary of MIDI Messages: https://www.midi.org/specifications-old/item/table-1-summary-of-midi-message

Nielsen, M. A. (2015). *Neural Networks and Deep Learning.* Determination Press. Abgerufen am 17. Januar 2020 von http://neuralnetworksanddeeplearning.com

Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv. Abgerufen am 31. Januar 2020 von https://pjreddie.com/media/files/papers/YOLOv3.pdf

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (9. Mai 2016). You Only Look Once:. Von https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf abgerufen

Redmon, N. (28. Februar 2003). *Biquads*. Abgerufen am 5. Februar 2020 von EARLevel Engineering: https://www.earlevel.com/main/2003/02/28/biquads/

Redmon, N. (13. Oktober 2013). Biquad calculator v2. Von https://www.earlevel.com/main/2013/10/13/biquad-calculator-v2/ abgerufen

Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (6. Januar 2016). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. Abgerufen am 31. Januar 2020 von https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf

Roberts, P. S. (2017). *University of Oxford.* Abgerufen am 31. Dezember 2019 von Lecture 7 - The Discrete Fourier: http://www.robots.ox.ac.uk/~sjrob/Teaching/SP/l7.pdf

Smith, S. W. (1997). *The Scientist & Engineer's Guide to Digital Signal Processing.* USA, Kalifornien: California Technical Pub.

Strick, H. K. (1. Juli 2012). *Joseph Fourier (1768–1830)*. Abgerufen am 18. Dezember 2019 von Spektrum: https://www.spektrum.de/wissen/joseph-fourier-1768-1830/1156113

Teufel. (9. Juli 2019). *Die Abtastrate – Tastend nach dem besten Sound*. Abgerufen am 2. Januar 2020 von Teufel: https://blog.teufel.de/abtastrate/#chapter2

Thormählen, P. D. (23. April 2018). *Multimediale Signalverarbeitung Frequenztransformation*. Abgerufen am 19. Dezember 2019 von Philipps Universität Marburg: https://www.mathematik.uni-marburg.de/~thormae/lectures/mmk/mmk\_3\_2\_ger\_web.html#1

Weisstein, E. W. (15. April 2005). *Nyquist Frequency*. Abgerufen am 19. Dezember 2019 von Wolfram Math World: view-source:http://mathworld.wolfram.com/NyquistFrequency.html

Weisstein, E. W. (2. Februar 2015). *Apodization Function*. Abgerufen am 31. Dezember 2019 von Wolfram Math World: http://mathworld.wolfram.com/ApodizationFunction.html

Weisstein, E. W. (2. Februar 2015). *Discrete Fourier Transform*. Abgerufen am 19. Dezember 2019 von Wolfram Math World: http://mathworld.wolfram.com/DiscreteFourierTransform.html

Zhang, A., C. Lipton, Z., Li, M., & J. Smola, A. (2020). Dive into Deep Learning. Abgerufen am 31. Januar 2020 von https://d2l.ai

# Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit, dass ich diese Masterarbeit selbstständig ohne Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Quellen und Hilfsmittel verfasst habe. Alle den benutzten Quellen wörtlich oder sinngemäß entnommenen Stellen sind als solche einzeln kenntlich gemacht.

Diese Arbeit ist bislang keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt und auch nicht veröffentlicht worden.

Ich bin mir bewusst, dass eine falsche Erklärung rechtliche Folgen haben wird.

Leipzig, den