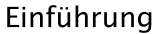


Bat Orientation Calls

Gaillinger, Ott, Bittl

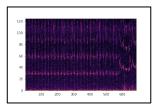
1

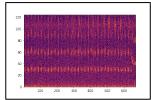




- 4118 Spektrogramm-Bilder von Fledermäusen
- 9 verschiedene Fledermäuse

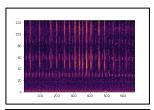
Bechsteinfledermaus

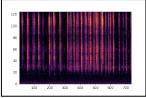






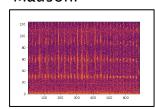
Bartfledermaus

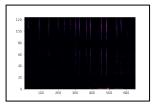






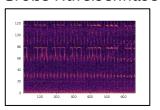
Mausohr

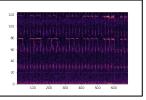






Große Hufeisennase





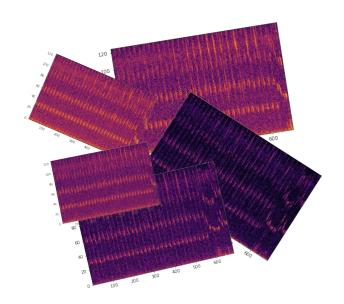




Datenimport & Aufbereitung

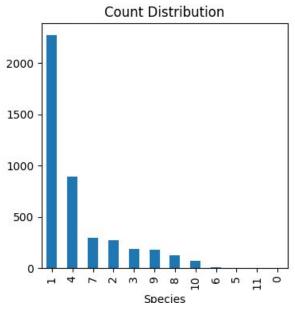
Von den Bildern zu etwas Nutzbarem





4118 Originale Bilder (432x288)



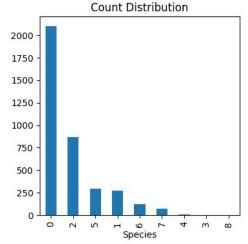


12 verschiedene Labels, 4310 insgesamt



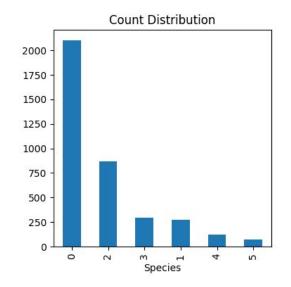


- Daten enthalten u.a. 40 Duplikate, ein falschen Namen ("&Mausohr" statt "Mausohr"), 180 Schwarzbilder und 180 unbestimmbare Fledermäuse



Nur noch 9 Klassen

 trotzdem unbrauchbare Klassen: teilweise nur 1-7 Samples pro Klasse

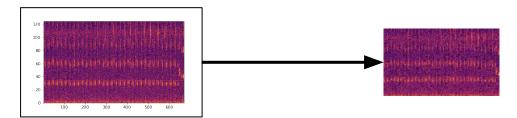


- Verbleiben 3734 Samples



Datenvorverarbeitung:

- Kategorische Labels in Numerische Labels wandeln
- Farbwerte zwischen 0-1 normalisieren (reduzierte Konvergenzzeit)
- Ist er denn aber wirklich nutzbar?
 - **Nein!** Bilder mit 432x288 zu groß! (Modell rechnet mit 128GB RAM auf AWS...)
 - Lösung: PCA? In Chunks splitten? Bilder auf 128x82 skalieren!
- Abschneiden des transparenten Randes und der Skala => abschneiden

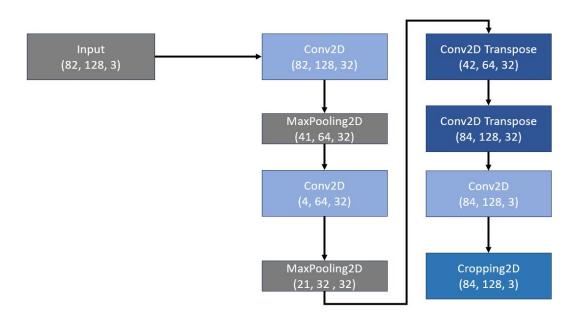


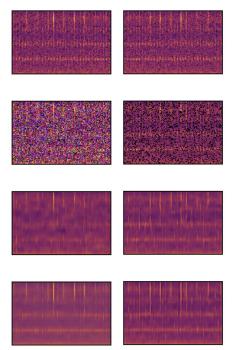
Sehr stark ungleiche Klassenverteilung resampling der Daten mit ADASYN/SMOTTEEN



Convolutional Autoencoder zum Denoisen

- => Vorher Salt&Pepper oder Gaussian Noise angewendet damit der Autoencoder das Denoisen erlernen kann
- => Letztendlich nicht besser als ohne Autoencoder (ca. 78%)





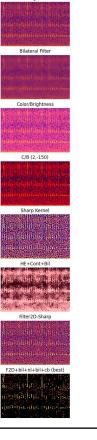


"Datenoptimierung"

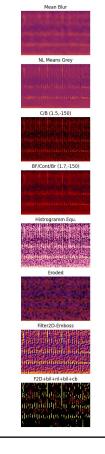
Datenoptimierung:

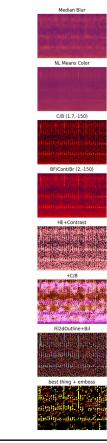
- Durch Filter Inputbilder verbessern
- Kontrast & Helligkeit, Bilateral Filter und fastNLMeansDenoising mit am besten
- Bestes Ergebnis ca. 91% Test Acc. auf CNN:
 - Outline Detection Conv2D Filter +
 Bilateral Filter + fastNLMeansDenoising +
 Bilateral Filter + Contrast(*1.7) +
 Brightness(-150)

Frage: Werte mit geresampleten Testdaten => Ist das ein Problem?











Problematik bei resampling der Testdaten

Um den Ernstfall zu simulieren sollten keine synthetischen Bilder in den Testdaten sein.

ABER:

Entfernen der geresamplen Testdaten führt zu einem drastischen Rückgang der Accuracy

- -> resample Daten weichen vermutlich zu stark von den Originaldaten ab
- -> Modell hat sehr stark die künstlich erstellten Bilder gelernt











Hinweis: Uns ist dieser Fehler erst recht spät aufgefallen, weshalb wir nicht mehr alle Filter ausprobieren konnten. Die besten haben jedoch keine Vorteil gebracht.

=> Wahrscheinlich hat Resampler die Filter gelernt

Ergebnisse auf dem CNN:

Durchführung	Avg. Test Acc
Kein Resample, top 6 classes (> 60), cnn	79%
Kein Resample, top 4 classes (>200), cnn	83%
Kein Resample, top 2 classes (>500), cnn	87%
Train & Validation Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=3)), top 6 classes (> 60), cnn	63%
Train & Validation Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=3)), top 4 classes (>200), cnn	80%
Train & Validation Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=3)), top 2 classes (>500), cnn	87%
Train & Validation Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=7)), top 6 classes (> 60), cnn	68%
Train & Validation Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=7)), top 4 classes (>200), cnn	79%
Train & Validation Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=7)), top 2 classes (>500), cnn	86%
Train Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=3)), top 6 classes (> 60), cnn	73%
Train Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=3)), top 4 classes (>200), cnn	81%
Train Resample (Smotteen(all,enn=Mode,n=3)), top 2 classes (>500), cnn	88%



Classification Trees

Klassifizieren mit Bäumen und Wäldern



Grundsätzliche Problematiken bei Classification Trees

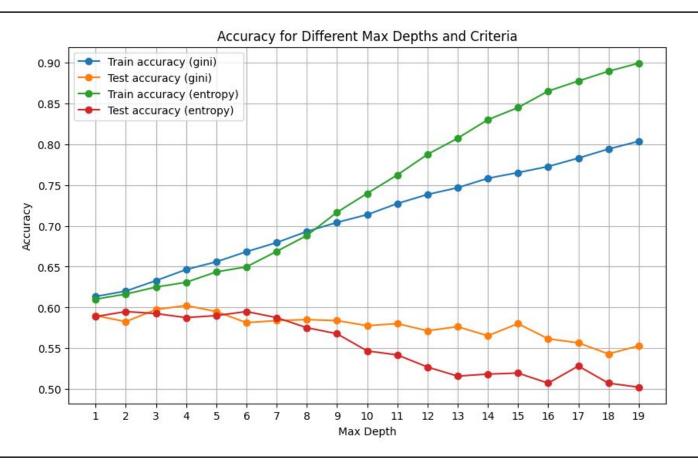
Flattening der Daten

- flache 2D-Struktur
- Bezug zwischen benachbarten Pixeln geht verloren
 - => Struktur der Spektrogramme geht verloren
- schwierig richtigen Split zu finden, da Pixel alleine wenig aussagekräftig

=> sehr schlechte Qualität der Entscheidungsbäume

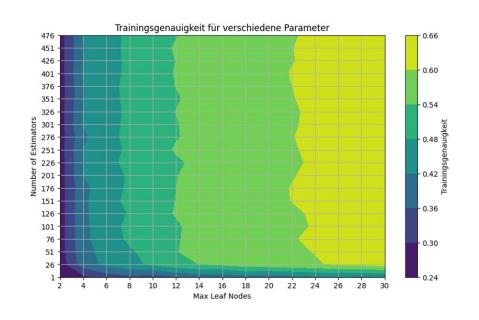


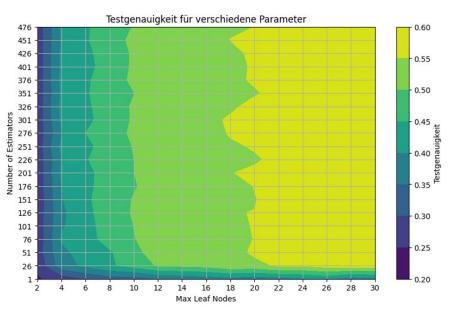
Einfache Classification Trees



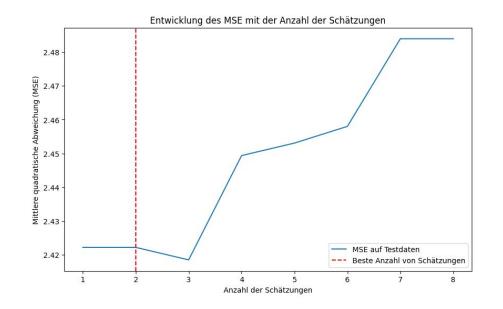


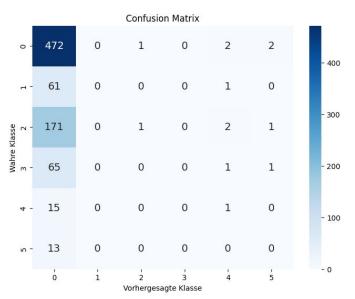
Random Forest + Extremely Randomized Trees













FFNN & CNN

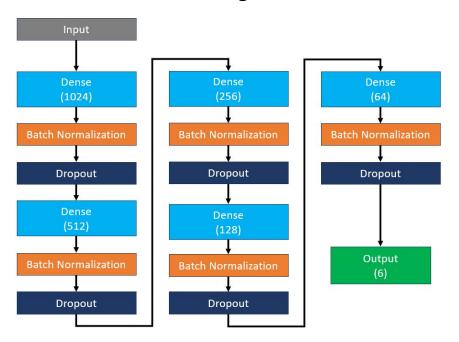
Neuronale Netze zur Rettung

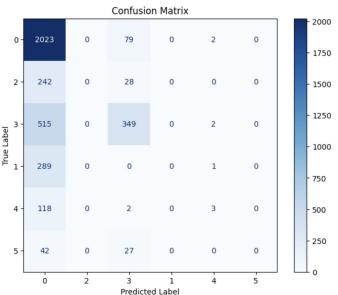




Grundsätzliche Problematik bei FFNN:

Wie bei den Trees werden die Daten als Vektor rein gegeben, weshalb die Zusammenhänge zwischen nebeneinander liegenden Pixeln verloren gehen.





Test Accuracy: ~63%



Convolutional Neural Network

- Stratified 10-Fold-Cross Validation (Class-Distribution wird in den Splits beibehalten => bei ungleich verteilten Daten gut)
- Weight Decay (Durch lineare ReLu's unproblematisch)
- Pruning
- Batch Normalization (normalisiert den Batch nach einem Layer)

Optimizer Wahl

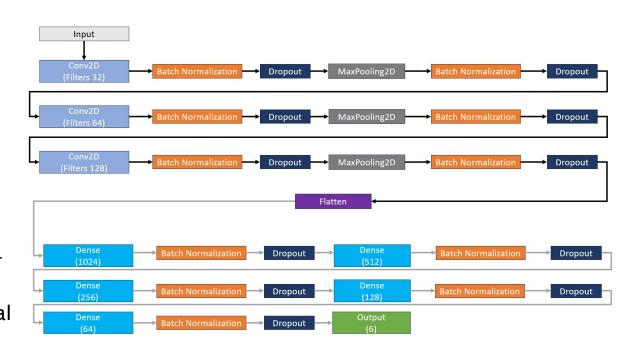
Durchführung	Avg. Test Acc
SGD	77%
SGD_exp	72%
ADAM	79%
ADAM_exp	74%

exp = ExponentialDecay der Learning
Rate

Model:

epochs = 200 (EarlyStopping)
batch_size = 32,
dropout_rate = 0.2,
weight_decay_alpha = 0.01
kernel_size = (3, 3)
pool_size = (2, 2)
padding = "same"

activation_func = ReLu (außer Output 'softmax') loss_func = Sparse Categorical Crossentropy







Ergebnisse:

VGG19 und ResNet50 als groben Vergleich (nur Klassifikationslayer nachtrainiert)

VGG19

Input Layer: 1

Convolutional Layers: 16

Klassifikationslayer: 2

Output Layer: 1

ResNet50

Input Layer: 1

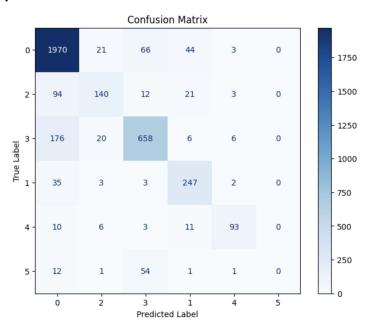
Convolutional Layers: 48

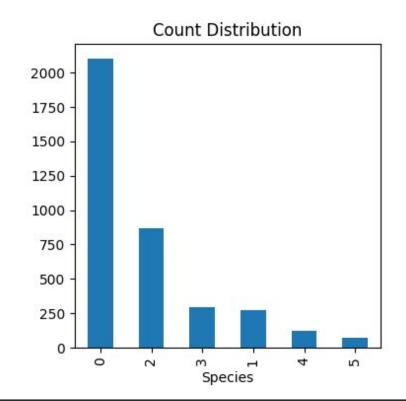
Klassifikationslayer: 2

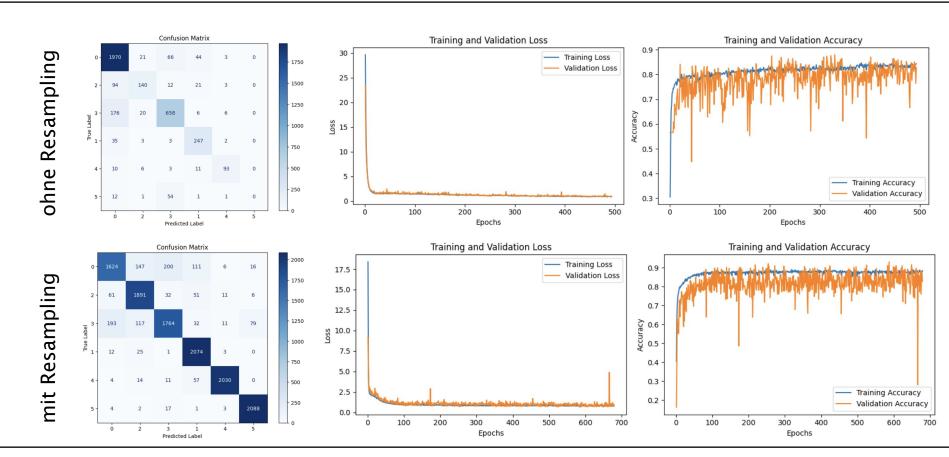
Output Layer: 1

Durchführung	Avg. Test Acc
VGG19	
Kein Resample, top 6 classes (> 60), vgg19	82%
Kein Resample, top 4 classes (>200), vgg19	83%
Kein Resample, top 2 classes (>500), vgg19	91%
ResNet50	
Kein Resample, top 6 classes (> 60), resNet50	70%
Kein Resample, top 4 classes (>200), resNet50	74%
Kein Resample, top 2 classes (>500), resNet50	84%
Unser Modell	
Kein Resample, top 6 classes (> 60), cnn	83%
Kein Resample, top 4 classes (>200), cnn	86%
Kein Resample, top 2 classes (>500), cnn	89%

Es bestätigt sich die Annahme, dass die Klassen mit wenig Samples sehr schlecht predicted werden.









Zukunftsausblick

Fazit und weitere Ansätze



Fazit:

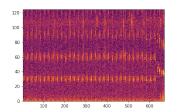
- Rechenpower/RAM war ein großes Problem
- Klassenverteilung war der Knackpunkt
- Resampling funktioniert nicht immer so einfach
- Wie erwartet ist CNN f

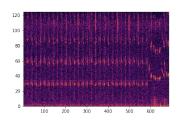
 ür Bilder das beste Model

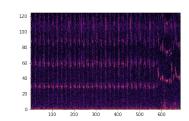
Ansätze zur Verbesserung:

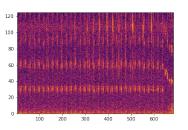
- Noise effektiv aus den Bildern entfernen
- Mehr echte Daten vor allem für die unterrepräsentierten Daten sammeln
- Synthetische Daten erzeugen, welche sehr nah an den Originaldaten sind (Expertenwissen über Fledermäuse/Spektrogramme wären sehr hilfreich)
- Filter, welche wichtige Teile effektiv hervorheben (Expertenwissen nötig)











Bat Orientation Calls

Noch Fragen?







