Implementierung und Evaluation von Deep Learning Architekturen für die Klassifikation von Videos

von Yannick Kloss

Agenda

1. Der Datensatz
2. CNN basierte Verfahren
3. Zu untersuchende Architekturen
4. Ergebnisse
5. Nachtrag

Der Datensatz

HMDB51 - Human Motion Database[1]:

- 51 Kategorien
- 6849 Video Clips
- > 100 Clips pro Kategorie

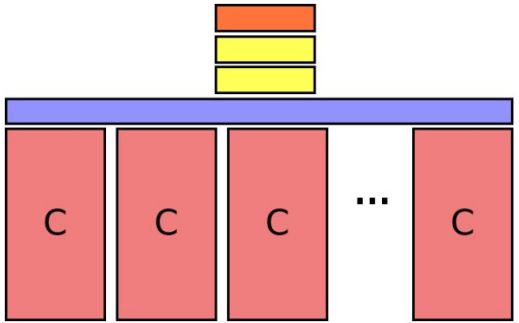
- Die besten Algorithmen:
  - Improved Dense Trajectory: 57,2%
  - W-Flow Dense Trajectories: 52,1%
  - Dense Trajectories: 46,6%

[1]HMDB51: http://serre-lab.clps.brown.edu/resource/hmdb-a-large-human-motion-database/#dataset

CNN basierte Verfahren

Feature-Pooling Architekturen[1]:

1. CNN extrahiert Features einzelner Frames
2. Max-pooling über alle Features
3. Klassifizierung



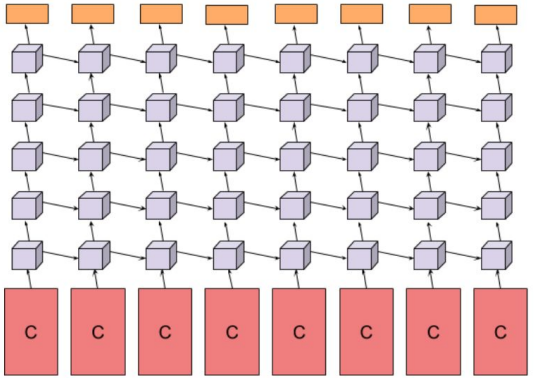
Conv Pooling[1]: Convolution (rot), max-pooling (blau), fully connected (gelb) und softmax (orange).

[1]J. Ng et al. (2015): Beyond Short Snippets: Deep Networks for Video Classification. In ArXiv e-prints, 1503.08909.

CNN basierte Verfahren

LSTM Architekturen[1]:

1. CNN extrahiert Features einzelner Frames
2. Features als Input für LSTM Layers
3. Klassifizierung



Deep Video LSTM[1]: Convolution (rot), LSTM Zellen (blau) und softmax (orange).

[1]J. Ng et al. (2015): Beyond Short Snippets: Deep Networks for Video Classification. In ArXiv e-prints, 1503.08909.

Zu untersuchende Architekturen

⇨ Feature-Pooling und LSTM Architekturen auf Basis einer CNN Architektur implementieren und evaluieren.

CNN-Feature-Extraction:

- Annahme: Trainieren von komplexen CNN Architekturen ist aufwendig
- Idee: Mit *Transfer Learning* eine vor-trainierte CNN Architektur umtrainieren

Zu untersuchende Architekturen

Inception-v3 umtrainieren:

- Mit extrahierten Frames der Videos die letzten beiden Inception-Module und die Klassifizierungsschichten trainieren

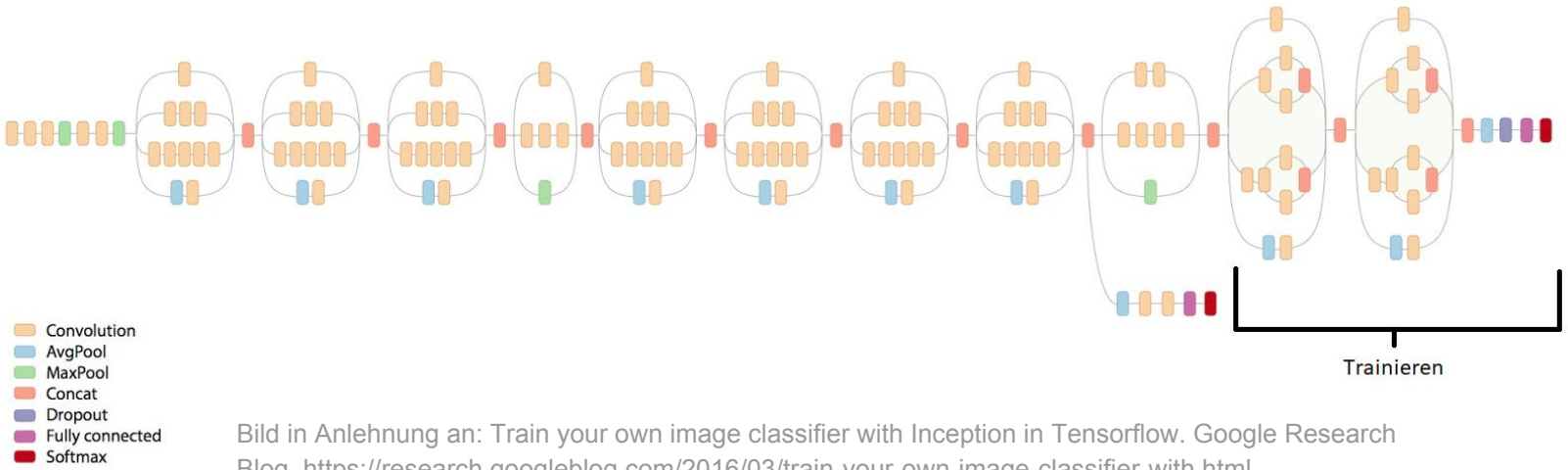
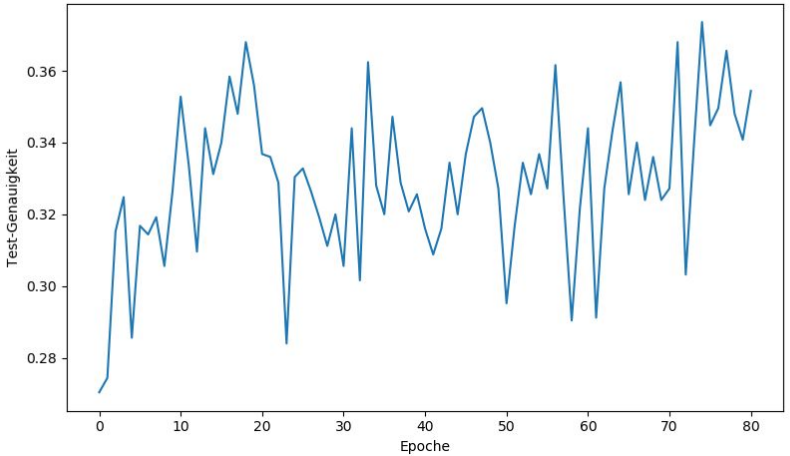
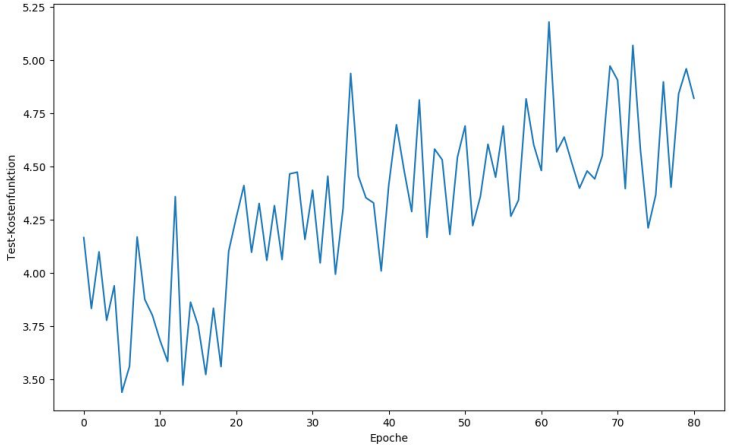


Bild in Anlehnung an: Train your own image classifier with Inception in Tensorflow. Google Research Blog, https://research.googleblog.com/2016/03/train-your-own-image-classifier-with.html.

Zu untersuchende Architekturen

Inception-v3 umtrainieren:

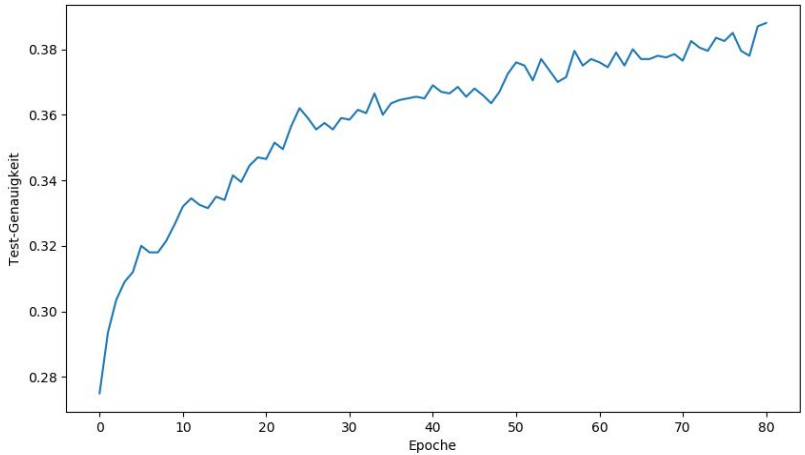


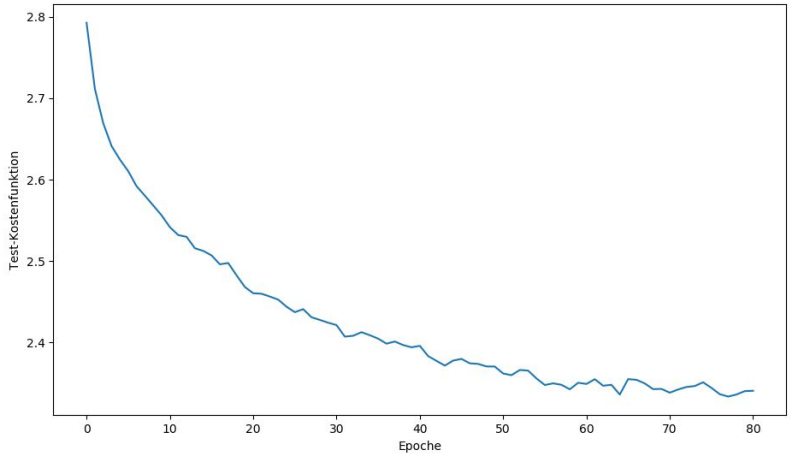


⇨ **Overfitting** nach wenigen Epochen

Zu untersuchende Architekturen

Inception-v3 umtrainieren (mit Dropout):





Zu untersuchende Architekturen

Features extrahieren:

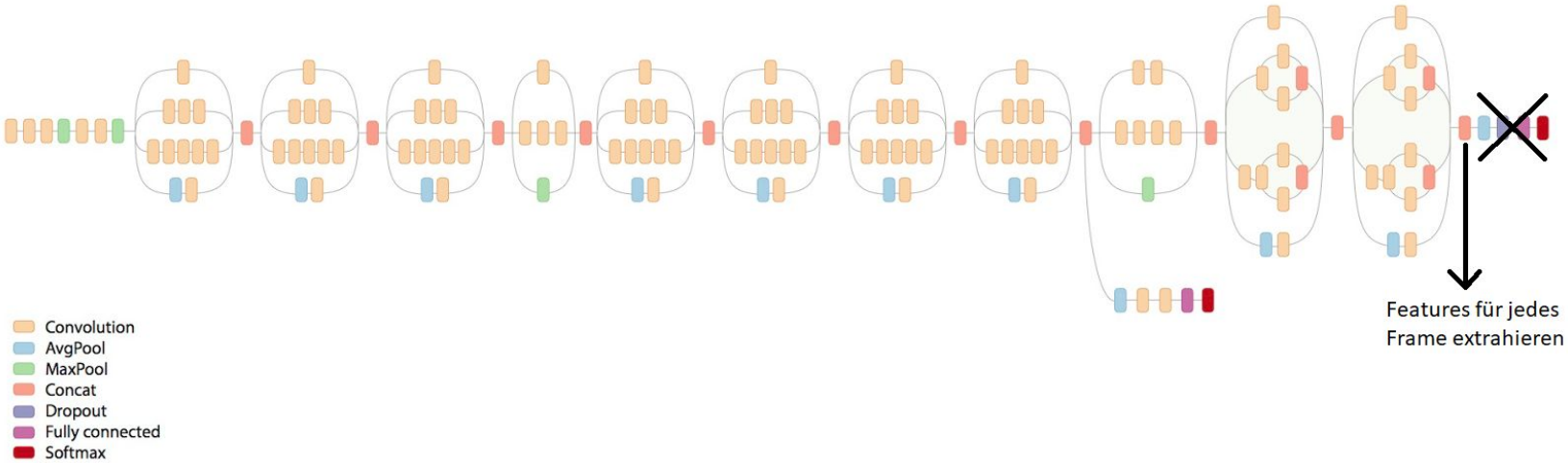


Bild in Anlehnung an: Train your own image classifier with Inception in Tensorflow. Google Research Blog, https://research.googleblog.com/2016/03/train-your-own-image-classifier-with.html.

Zu untersuchende Architekturen

Bezüglich Feature-Pooling Architektur:

- *Conv Pooling* hat höchste Genauigkeit
- Max-pooling Schicht: Was genau wird gepoolt?

Zu untersuchende Architekturen

Zu untersuchen:

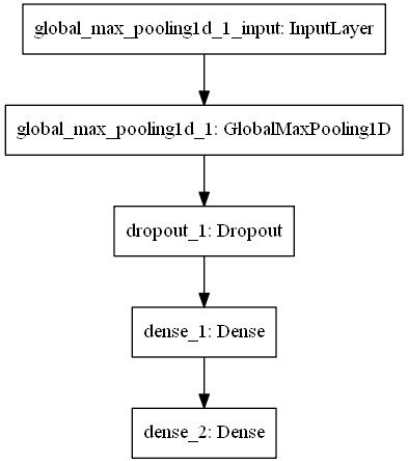
- Vor-trainierte CNN Architektur verwenden oder umtrainieren?
- Feature-Pooling Architektur: *Globales* 1D-max-pooling oder 1D-max-pooling?
- Klassifizierung: Schichten Topologien untersuchen

Ergebnisse

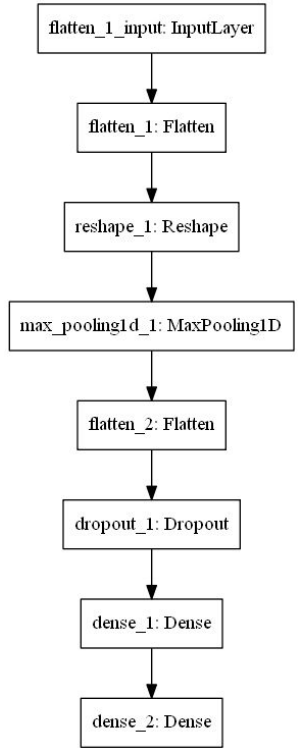
Einschränkungen:

- Fast keine Vorverarbeitung
- Nur 40 Frames pro Video
- Kein Hyperparameter tuning

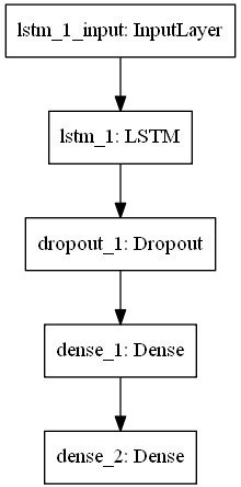
Ergebnisse



Feature Pooling mit trainierten Inception-v3	
Global 1D-max-pooling	6,06%
1D-max-pooling	6,35%
Feature Pooling mit Inception-v3	
Global 1D-max-pooling	**43,32%**
1D-max-pooling	39,86%



Ergebnisse



LSTM mit trainierten Inception-v3	5,27%
LSTM mit Inception-v3	38,27%

Nachtrag

Möglichkeiten für das Verbessern Genauigkeit:

- Hyperparameter tuning
- Bildvorverarbeitung
- Mit allen Frames trainieren