Abschlusspräsentation «DeepXRay»

Bachelorarbeit (Frühlingssemester 2020)

Patrick Bucher

24.06.2020

Arbeit

Titel: «DeepXRay»

Auftraggeber: Dr. Tobias Reinhard (Seantis GmbH)

Betreuer: Daniel Pfäffli (HSLU – Informatik)

Experte: Jeremy Callner (APG|SGA)

Student: Patrick Bucher

• Student der Informatik im 8. Semester

• seit Februar 2020 als Full Stack Python Developer bei Seantis GmbH

2

Ablauf

- · Pitching-Video
- Rückblick
 - Domäne: Rheumatoide Arthritis, Scoring
 - Machine-Learning-Modelle: body_part, joint_detection, ratingen_score
 - Architektur: Orchestrator, Modellkomponenten, Messaging
- Live-Demo
- Schwerpunkte
 - Umsetzung: Orchestrierung
 - Evaluation: Metriken und Ergebnisse
 - Skalierbarkeit: Benchmarks
- Fazit
- Ausblick
- Fragen & Antworten

Rheumatoide Arthritis



Abbildung I: linke Hand, gesund (Quelle: SCQM)

Rheumatoide Arthritis

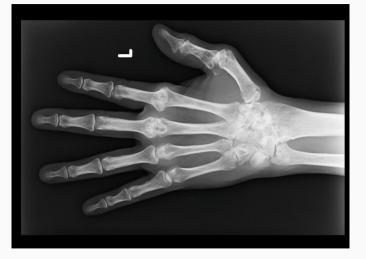


Abbildung 2: linke Hand, geschädigt (Quelle: SCQM)

Machine-Learning-Modelle

body_part

- Input: Röntgenbild
- Output: erkanntes Körperteil, Wahrscheinlichkeit

joint_detection

- Input: Röntgenbild, Gelenkbezeichnung
- Output: Bildausschnitt (Gelenk)

ratingen_score

- Input: Bildausschnitt (Gelenk)
- Output: Wahrscheinlichkeit pro Score (Klassen o..5)

Architektur

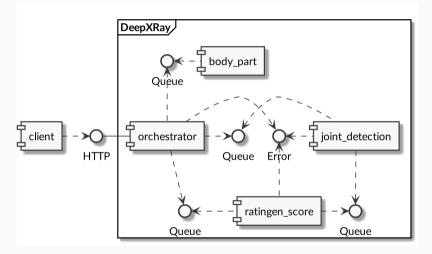


Abbildung 3: Variante 4, Hybrid

Live-Demo

 $[{\it diese Folie wurde \, absichtlich \, leer \, gelassen}]$

Orchestrierung

Ziel: Parallele Abarbeitung ermöglichen

Modellkomponenten: Parallelisierung über mehrere Instanzen und Messaging

Orchestrator: Parallelisierung innerhalb des Prozesses

- Paradigma: Communicating Sequential Processes
- Go: Goroutines, Channels (internes Messaging)
- Architektur in orchestrator nachgebaut
- Request per Correlation Identifier zu Channel zugeordnet

Don't share state.

Evaluation: Testdaten

- 1619 Röntgenbilder
- 290 linke Hände
- 247 verarbeitet
- ca. 15% nicht als linke Hände erkannt
- sehr wenige hohe Scores dabei

Evaluation: Confusion Matrix

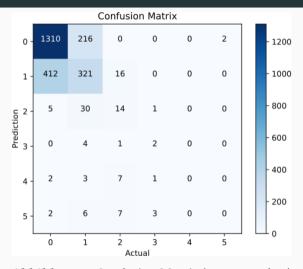


Abbildung 4: Confusion Matrix (exact matches)

Evaluation: Allgemeine Metriken

Global Accuracy: 0.70 (exakt) bzw. 0.94 (soft)

Metrik	Ergebnis
Class Accuracy (exakt)	0:0.86,1:0.43,2:0.28,3:0.29,4:0.00,5:0.00
Class Accuracy (soft)	0:0.99,1:0.98,2:0.69,3:0.57,4:nan,5:0.00
Precision (exakt)	0:0.86,1:0.43,2:0.28,3:0.29,4:0.00,5:0.00
Precision (soft)	0:1.00,1:1.00,2:0.86,3:0.50,4:0.00,5:0.00
Recall (exakt)	0:0.76,1:0.55,2:0.31,3:0.29,4:nan,5:0.00
Recall (soft)	0:0.99,1:0.98,2:0.69,3:0.57,4:nan,5:0.00
Fi-Score (exakt)	0:0.80,1:0.48,2:0.29,3:0.29,4:nan,5:nan
Fi-Score (soft)	0:1.00,1:0.99,2:0.77,3:0.53,4:nan,5:nan

Fazit: nur tiefe Klassen aussagekräftig; soft besser als exakt (plausibel)

Evaluation: Cohen's Kappa

- -1: Rater total uneinig
- ± 0 : Rater einig im Zufallsbereich
- +1: Rater total einig

Metrik	Ergebnis	Vertrauensintervall (95%)
Cohen's Kappa (exakt)	0.324	[0.283, 0.365]
Cohen's Kappa (soft)	0.957	[0.945, 0.970]
Cohen's Quadratic Kappa (exakt)	0.449	[0.443, 0.454]
Cohen's Quadratic Kappa (soft)	0.797	[0.794, 0.801]

Fazit: signifikant besser als Zufall; für klinischen Einsatz ungenügend

Benchmarks: Setup

Rechner

- Lenovo T495: Laptop für Arbeit (Arch Linux)
 - CPU: AMD Ryzen 7 PRO 3700U, 8 Cores, 1400-2300 MHz, Memory: 24 GB
- Exoscale Huge: Server-VM bei Exoscale (Ubuntu 20.04)
 - CPU: Intel Xeon (Skylake), 8 Cores 2400-4800 MHz, Memory: 32 GB
- Exoscale Mega: Server-VM bei Exoscale (Ubuntu 20.04)
 - CPU: Intel Xeon (Skylake), 12 Cores 2400-4800 MHz, Memory: 64 GB

Ausführung

- 10 Vorgänge hintereinander ausführen
- immer das gleiche Bild (einigermassen repräsentativ)
- Benchmark-Engine von Go berechnet durchschnittliche Laufzeit

Flaschenhals: joint_detection

Benchmarks: Ergebnisse

Rechner	<pre>joint_detection-Instanzen</pre>	Zeit pro Bild
Lenovo T495	I	34.5 Sekunden
"	5	13.2 Sekunden
"	8	13.9 Sekunden
"	IO	12.2 Sekunden
Exoscale Huge	I	29.4 Sekunden
"	5	8.7 Sekunden
"	8	8.6 Sekunden
"	IO	7.1 Sekunden
Exoscale Mega	I	24.4 Sekunden
"	5	6.7 Sekunden
"	8	6.7 Sekunden
"	IO	4.9 Sekunden

Benchmark: Vergleich

Interpretation

- eine Instanz von joint_detection: sequenzielle Abarbeitung
- fünf Instanzen von joint_detection: zwei Zyklen, je fünf Gelenke
 - um Faktor 2.6 (Laptop) bzw. 3.4/3.6 (Server) schneller
- acht Instanzen von joint_detection: zwei Zyklen, acht bzw. zwei Gelenke
 - · keine signifikante Verbesserung
- zehn Instanzen von joint_detection: ein Zyklus mit zehn Gelenken
 - um Faktor 2.8 (Laptop) bzw. 4.1/5.0 (Server) schneller

Benchmark: Laptop-Ergebnisse mit Vorsicht zu geniessen



Abbildung 5: Daniel Martí: Optimizing Go code without a blindfold (dotGo 2019)

Benchmark: Fazit

Lässt sich das System skalieren?

- Das System skaliert in einem bestimmten Rahmen.
- Die Performance hängt von mehreren Faktoren ab:
 - I. Anzahl der joint_detection-Instanzen (einfach skalierbar bis 10)
 - 2. Geschwindigkeit der CPUs (schwer skalierbar)
 - 3. Anzahl der CPUs (leichter skalierbar)
- Speedup nicht linear: Overhead
- Verhalten unter Last nicht betrachtet!

Fazit

Was wurde erreicht?

- Bestehende Modelle wurden zu einem Gesamtsystem kombiniert.
- Ein lauffähiger, portierbarer Prototyp wurde erstellt.
- Das System ist skalierbar, jedoch für den Produktiveinsatz etwas langsam.
- Die Evaluation lässt keine verbindliche Aussagen zur Qualität zu.

Die Arbeit war sehr lehrreich!

Ausblick

Modelle

- body_part: auf Keras migrieren, neu trainieren (viele false negatives)
 - evtl. nur Körperteile, die für Rau-Score relevant sind
- joint_detection: auf Keras und Inception V3 migrieren, neu trainieren
- ratingen_score: relativ aktuell
- Zielkonflikt: evaluieren oder trainieren?
 - Trainingsdaten dürfen nicht für Evaluation verwendet werden.
 - Weiterentwicklung benötigt weitere Daten.
 - Idee: linke Hände manuell aus Bildern extrahieren.

Erweiterung, Integration, Experiment

- Rau-Score: Extraktion und Scoring weiterer Gelenke (Füsse, Handgelenk)
- Integration: Container, CI, ... eher später
- orchestrator in Erlang umsetzen (Actor Model)

Fragen & Antworten

 $[{\it diese Folie wurde \, absichtlich \, leer \, gelassen}]$