Automatische Klassifizierung handgezeichneter Mechanismen durch maschinelles Lernen

Stefan Gössner*, Kai Lawrence**

* FH Dortmund, Professur für Dynamik, Mechnanismentechnik und Webtechnologien
stefan.gössner@fh-dortmund.de

** FH Dortmund, Maschinenbaustudent
kaihenning.lawrence002@stud.fh-dortmund.de

Kurzfassung

Anwendungen für Mechanismentechnik leiden immer unter dem Problem, dass für eine schnelle Skizze eines Mechanismus die entsprechenden Benutzeroberflächen der bestehenden Mechanismeneditoren mit Aufwand verbunden sind. Es gibt zwar Anwendungen zur schnellen und intuitiven Erstellung von Mechanismen, aber für kurze Betrachtungen ist der Einsatz eines solchen Editors in vielen Fällen nicht der Mühe wert.

Um auch ad-hoc eine Möglichkeit zu haben Mechanismen interaktiv oder animiert zu betrachten wird nun ein Programm entwickelt, welches es ermöglichen soll Handzeichnungen zu scannen und den respektiven Mechanismus digital zu ermitteln.

Abstract

Applications for mechanism engineering always suffer from the problem that for a quick sketch of a mechanism the corresponding user interfaces of existing mechanism editors are connected with effort. Applications for a quick and intuitive

sketching of mechanisms exist, but for short considerations using a computer is in many cases not worth the effort.

In order to be able to view mechanisms interactively or animatedly on an ad-hoc basis, a program is now being developed which will allow hand drawings to be scanned and the respective mechanism to be determined digitally.

1 Einführung

Die Simulation, Analyse und Synthese von Mechanismen mittels Basiswebtechnologien stehen im Fokus der Arbeitsgruppe `Mechanismentechnik` und `Webtechnologien` im Fachbereich Maschinenbau der Fachhochschule Dortmund. Im Rahmen dieser Tätigkeiten sind die JavaScript-Bibliotheken `mec2.js`[7][4][5], einer Bibliothek zur Modellierung ebener Mechanismen auf der Grundlage einer partikelzentrierten Physik-Engine, und `g2.js`[6] als minimalistische Grafikbibliothek entstanden.

Anwendung finden diese bereits in einem speziellen <mec-2> HTML-Element und dem webbasierten Mechanismeneditor `mecEdit`[14][15], der bereits aktiv in der Lehre genutzt wird.

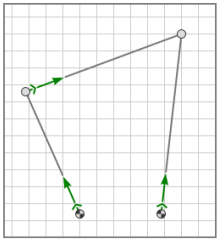
Webanwendungen stehen stets unter dem Vorsatz eine möglichst reibungsfreie Nutzerinteraktion zu gewährleisten. `mecEdit` bietet hierfür dem Nutzer die Möglichkeit per möglichst einfacher Eingabe von den entsprechenden Elementen des Mechanismus diesen interaktiv und animiert auf den Bildschirm zu bringen.

Für eine schnelle Skizzierung ist jedoch bislang der schnellste Weg die Handzeichnung auf dem Papier, welche jedoch intrinsisch weder interaktiv noch animiert ist.

Hier für ist nun ist nun eine weitere Schnittstelle in der Entwicklung. Sie soll handskizzierte Mechanismen durch Mustererkennung kinematischen Modellen zuzuordnen, indem entsprechend in das Programm eingeladene Bilder analysiert werden und das `mec-2` Modell ermittelt.

Hierfür sind mehrere statistische Modelle trainiert worden, welche in der Lage sind sowohl die durch `mec2` beschriebenen `Nodes` und `Constraints` zu erkennen und daraus einen entsprechenden Mechanismus abzuleiten.

Für das Training des Modells wurden die Bibliotheken `Tensorflow`[3] und `Keras`[2][1] genutzt.



```
{
  "nodes": [
    { "id":"node0","x":216,"y":48,"base":true },
    { "id":"node1","x":244,"y":264 },
    { "id":"node2","x":120,"y":48,"base":true },
    { "id":"node3","x":56,"y":196 }
  ],
  "constraints": [
    { "id":"constraint0","p1":"node0","p2":"node1", "len":{ "type":"const" } },
    { "id":"constraint1","p1":"node2","p2":"node3", "len":{ "type":"const" } },
    { "id":"constraint2","p1":"node3","p2":"node1", "len":{ "type":"const" } }
  ]
}
```

Abb. 1: Die JSON-Darstellung eines durch mec-2 erstellten Viergelenks mit dem entsprechend generierten Mechanismus.

2 Was erkannt werden soll

`mec-2` arbeitet mit der einer Modellierung der Mechanismen durch so genannte `Nodes` und `Constraints`.

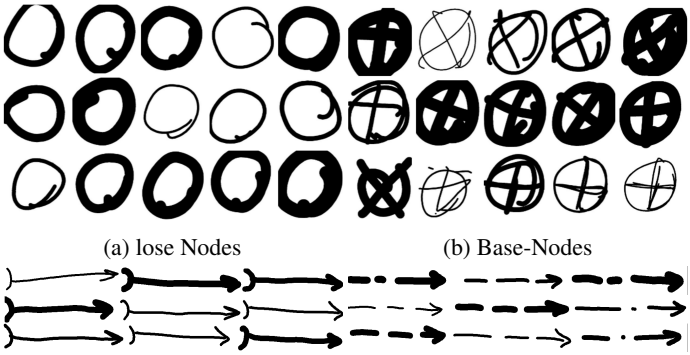
Möchte man einen Mechanismus mittels `mec-2` modellieren, so sind die Gelenke als Nodes und Glieder als Constraints zu betrachten. Beispielsweise für ein Viergelenk sähe das generierte JSON gemäSS 1 aus.

Um diesen Mechanismus durch eine Handzeichnung zu erstellen ist es erforderlich einen Algorithmus zu trainieren der in der Lage ist mit einer entsprechenden Skizze als Input solchen JSON-Code als Output zu produzieren.

Hierfür mussten zunächst Trainingsdaten geschaffen werden, anhand derer ein solcher Algorithmus Merkmale erlernen kann die eine Zuordnung der Eingangsbilder zu den entsprechenden Lösungen bilden kann. Es wurden etwa 1200 Nodes, 1200 Base-Nodes und 1200 nicht zutreffende Bilder erstellt, welche vor dem Training durch Rotation und Spiegelung augmentiert wurden, um die Varianz der Trainingsdaten zu erhöhen.

Des weiteren wurden von `mec-2` genutzte Symbole dem Trainingsset hinzugefügt, sodass der Algorithmus diese nicht als Nodes erkennt, damit Mechanismen erweitert werden können ohne die bereits erkannten Elemente nochmal zu erkennen.

Neben den Nodes wurden für die Constraints wieder 1200 rotatorische und 1200 translatorische Verbindungen gezeichnet, welche sich in ihrer Gestaltung



(a) lose Nodes (b) Base-Nodes

(c) rotatorische Constraints (d) translatorische Constraints

Abb. 2: Beispiele für handgezeichnete Symbole welche zum Trainieren der Algorithmen genutzt werden.

				
Länge	gebunden	frei	gebunden	frei
Winkel	gebunden	gebunden	frei	frei
DoF	0 (*Fix*)	1 (*Trans*)	1 (*Rot*)	2 (*Free*)

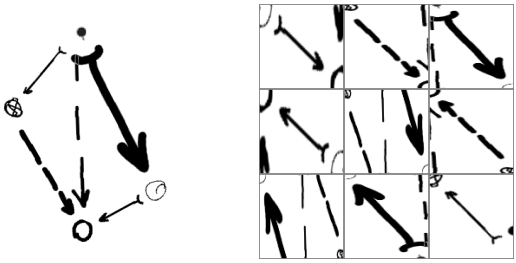
Abb. 3: Darstellung der Constraints in ihren unterschiedlichen Auslagemöglichkeiten aus [4]

an die Darstellung von Constraints aus [4] orientieren3. Für gebundene und freie Constraints gibt es noch keine Trainingsdaten, da diese für die momentan bestimmte Funktion zunächst irrelevant sind.

3 Datenpipeline

Als Konzeptnachweis ist ein neurales Netzwerk erstellt worden, welches die losen Nodes und Base-Nodes in 2a und 2b von Bildern unterscheiden kann in denen eben keine Node enthalten ist.

Dieses wird dann in ein Fully Convolutional Neural Network[8] umgewandelt um diese Überprüfung auf einem Bild zusätzlich lokalisieren zu können.



(a) (b)

Abb. 4: Aus dem links zufällig generiertem Bild wurden die Bilder rechts generiert. Anzumerken ist, dass nur die Bilder der ersten Reihe als korrekt bezeichnet werden.

Ein weiteres neurales Netzwerk wird nun erstellt um die `Constraints` zu erkennen. Hierfür wurden die Symbole wie sie in 2c und 2d zu sehen sind benutzt um Trainingsdaten zu generieren die wiederum genutzt werden können um das neurale Netzwerk zu trainieren. Hierfür wurden die vorher genutzten Nodes zufällig auf einem Bild verteilt und daraufhin zufällig durch Constraints verbunden.

Die daraus entstandenen Schnitte werden verformt um einheitliche MaSSe zu haben. Des weiteren werden die Bilder so gespiegelt, dass die erste Node stets oben links im Bild ist. So sind Bilder nur als korrekt anzusehen, wenn die Verbindung von oben links, nach unten rechts dargestellt wird. Das ist notwendig um neben der Kategorisierung auch die Richtung der Verbindung zu bestimmen.

Aufbauend auf diesen Algorithmen kann nun eine Datenpipeline programmiert werden, welche Anhand eines Bildes zunächst die Nodes erkennt, daraufhin die Bildausschnitte generiert welche untersucht werden können ob zwischen zwei Nodes eine Constraints existiert.

Die daraus gewonnene Information kann dann in das von `mec-2` genutzt JSON Format überführt werden und der Mechanismus kann dargestellt werden. Ein vollständig definierter Mechanismus (alle Gelenke und Glieder, die Anzahl der Freiheitsgrade etc. sei dadurch bekannt), lässt sich selbstverständlich so direkt der entsprechenden kinematischen Kette zuordnen.

4 Training

Während die Anwendung des Programms vollständig in JavaScript erfolgt und so leicht in eine Webapplikation einzubetten ist, geschieht das Training der neuralen Netzwerke auf Gründen der Performanz in Python, welches durch Nvidia's CUDA[9] direkten Zugang auf die Grafikprozessoren des PC's haben[1].

Das erlernen von Merkmalen geschieht durch das Minimieren einer Verlustfunktion, welche die Differenz zwischen den vom Modell bestimmten Ergebnis und dem tatsächlichen Ergebnis misst. Die Ableitung dieser Verlustfunktion wird dann auf das neurale Netzwerk angewandt um so hoffentlich bei der nächsten Vorhersage einen niedrigeren Wert als Verlust zu bekommen.

Dieser Prozess wiederholt sich beliebig oft, bis die Vorhersagen eine ausreichende Genauigkeit erreichen.

Ein neurales Netzwerk enthält initial zufällig zugewiesene Werte für die einzelnen Zellen, sodass bei drei Kategorien von einer Genauigkeit von etwa 33% zu rechnen ist. Durch entsprechend gewählte Trainingsparameter kann jedoch die Genauigkeit des Modells erhöht werden, sodass das neuronale Netzwerk zuständig für die Node-Erkennung eine Genauigkeit von 99,75% auf nie gesehene Daten erreicht, während das Modell für die Erkennung von Constraints eine Genauigkeit von 97,68% erreicht werden konnte.

Es ist für die trainierten Algorithmen anzumerken, dass obwohl die Genauigkeit durch Daten ermittelt wird, welche vom Modell nie gesehen wurden, entsprechend also kein Auswendiglernen der Zuordnungen[13, p.705] für die Genauigkeit verantwortlich sein kann, so sind sie nur in der Lage Daten korrekt zuzuordnen, welche dem Format der Trainingsdaten entsprechen.

Die Trainingsdaten sind bewusst generiert worden um einen Kompromiss zwischen ausreichendem Material für das erlernen der notwendigen Merkmale in den Bildern zu haben, allerdings ohne tausende von Mechanismen zeichnen und entsprechend beschriften zu müssen um ein Training möglich zu machen.

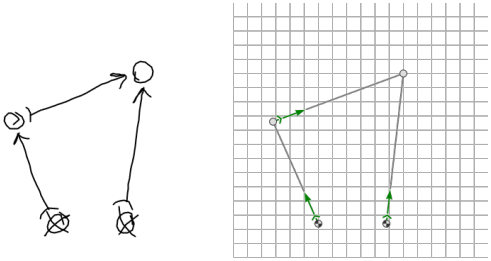
Die aktuell genutzten Modelle verwenden aktuell zum Training ausschlieSSlich weiSSe Symbole auf schwarzem Hintergrund (die Bilder in dieser Ausarbeitung sind invertiert um die Sichtbarkeit zu verbessern), sodass Merkmale welche erkannt werden ausschlieSSlich so erkannt werden können. Beispielsweise ein schwarzer Kreis auf weiSSem Hintergrund würde nicht als Node erkannt werden, da der Algorithmus diese Merkmale dieser nicht zuordnet. Eine entsprechende

[1] Diese Zugriffe wird für den Entwickler durch Tensorflow und Keras abstrahiert.

Vorbearbeitung von Bildern ist entsprechend notwendig um die gewünschten Ergebnisse zu erhalten.

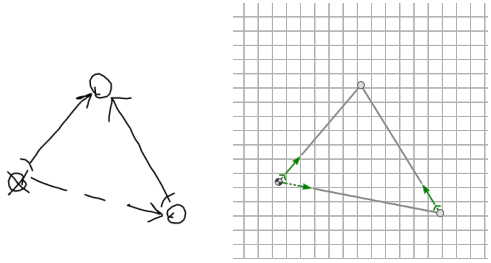
5 Beispiele

Diese Beispiele wurden in einer dafür konzipierten Erweiterung für das `mec-2` HTML Element gezeichnet. Komplexere Modelle in einem Zug zu zeichnen ist mit den aktuellen Modellen noch mühselig, was zum einem daran liegt, dass die Trainingsdaten nicht mit dem selben Zeichenwerkzeug generiert wurden und zum anderen, dass die Modelle nicht robust genug trainiert sind, als das dies ein Problem darstellt.



(a) (b)

Abb. 5: Ein Viergelenk



(a) (b)

Abb. 6: Mechanismus mit translatorischem Glied

6 Aussicht

Der aktuelle Prototyp zeigt, dass durch das Anwenden von entsprechend trainierten Algorithmen durchaus Programme geschrieben werden können, welche in der Lage sind von Hand gezeichnete Mechanismen digital verfügbar zu machen um weitere Analysen an ihnen durchzuführen.

Der aktuelle Algorithmus ist jedoch eher als Konzeptnachweis anzusehen, da er trotz guter Genauigkeit auf dem Trainingsset nicht die Ergebnisse produziert, die für eine reibungsfreien Nutzung erforderlich wäre. Eingangsbildern die von den Trainingsdaten in Bezug auf Beschaffenheit abweichen aber noch als Nodes, beziehungsweise Constraints erkannt werden sollten, aber nicht werden, machen es schwierig komplexere Modelle in einer Zeichnung zu erkennen.

Des weiteren benötigt der aktuelle Ansatz einige Sekunden um eine Prognose zu erstellen. Methoden welche Ergebnisse in Echtzeit liefern sind jedoch existent[10][11][12], jedoch sind für die korrekte Anwendung dieser Methoden weitere Anpassungen notwendig.

Anzumerken ist des weiteren, dass sich die Anzahl der Klassen welche erkannt werden können (in diesem Fall jeweils drei Klassen pro neuralem Netzwerk) beliebig erweitern lassen. Beispielsweise durch das hinzufügen eines entsprechenden Trainingssets für das Erkennen von Federn, welche zwischen zwei Gelenken eingesetzt ist, lässt sich diese erkennen und entsprechend in das `mec-2` Modell einbringen. Das gleich gilt selbstverständlich auch für weitere Darstellungsarten von Gelenken.

Aktuell ist das Programm lediglich in der Lage Bilder in einer dafür vorgesehenen Umgebung innerhalb des von `mec-2` genutzten Canvas zu zeichnen, beziehungsweise Bilder hochzuladen. In Aussicht steht die Aufnahme von analog gezeichneten Mechanismen auf Papier, oder anderen analogen Methoden, was den nutzen des Projektes im Kern darstellt.

SchlieSSlich lässt sich das Programm in eine so genannte progressive Webapplikation umwandeln, um sie so auf dem Smartphone direkt mit Zugang auf die Kamera verwendbar zu machen, welches in Bezug auf die Anwendbarkeit den gröSSten Nutzen bringt.

Das gesamte Projekt ist offen zugänglich und lässt sich auf https:github.com/klawr/deepmech verfolgen.

Literatur

[1] Chollet, F.: *Deep Learning with Python*. Manning Publications, 28. Okt. 2017. 384 S. isbn: 1617294438.

[2] Chollet, F.: *Keras*. 2019. url: https://keras.io/ (besucht am 09. 10. 2019).

[3] Google: *Tensorflow*. 2019. url: https://www.tensorflow.org/ (besucht am 09. 10. 2019).

[4] Gössner, S.: *Ebene Mechanismenmodelle als Partikelsysteme - ein neuer Ansatz. Tagungsband 13. Kolloquium Getriebetechnik, Fachhochschule Dortmund, 18. - 20. September 2019*. Logos Berlin, 2019, S. 169–180. isbn: 978-3-8325-4979-4.

[5] Gössner, S.: *Fundamentals for Web-Based Analysis and Simulation of Planar Mechanisms, EuCoMeS 2018, Proceedings of the 7th European Conference of Mechanism Science*. 2018.

[6] Gössner, S.: *g2*. 2019. url: https://github.com/goessner/g2.

[7] Gössner, S.: *mec2*. 2019. url: https://github.com/goessner/mec2.

[8] Long, J., E. Shelhamer und T. Darrell: „Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation“. In: (14. Nov. 2014). arXiv: http://arxiv.org/abs/1411.4038v2 [cs.CV].

[9] nvidia: *CUDA*. 2019. url: https://www.geforce.com/hardware/technology/cuda (besucht am 09. 10. 2019).

[10] Redmon, J., S. Divvala, R. Girshick und A. Farhadi: „You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection“. In: (8. Juni 2015). arXiv: http://arxiv.org/abs/1506.02640v5 [cs.CV].

[11] Redmon, J. und A. Farhadi: „YOLO9000: Better, Faster, Stronger“. In: (25. Dez. 2016). arXiv: http://arxiv.org/abs/1612.08242v1 [cs.CV].

[12] Redmon, J. und A. Farhadi: „YOLOv3: An Incremental Improvement“. In: (8. Apr. 2018). arXiv: http://arxiv.org/abs/1804.02767v1 [cs.CV].

[13] Stuart Russell, P. N.: *Artificial Intelligence: A Modern Approach, Global Edition*. Addison Wesley, 28. Nov. 2018. isbn: 1292153962.

[14] Uhlig, J.: *Entwicklung einer modularen Web-App zur interaktiven Modellierung und impulsbasierten Analyse beliebiger planarer Koppelmechanismen*. Magisterarb. Fachhochschule Dortmund, 2019.

[15] Uhlig, J.: *mecEdit*. 2019. url: https://mecedit.com (besucht am 11. 12. 2019).