

Photonics-Workshop: Artificial Intelligence in Photonics – 03.09.2019

Bildverarbeitung beim Laserstrahlschweißen

Julia Hartung – TRUMPF Laser GmbH

Agenda

01 Einleitung und Motivation

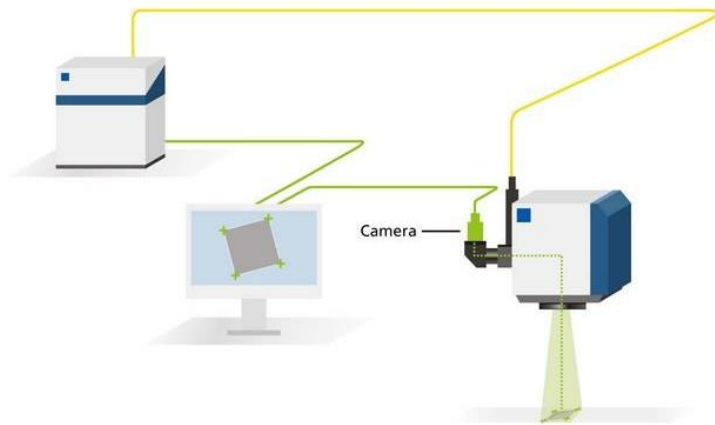
02 Applikation auf Kupferpins

03 Applikation auf Lichtschnitt

04 Applikation auf Schweißmaske

Einleitung

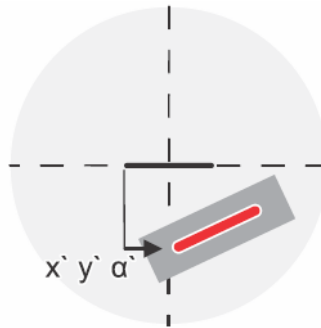
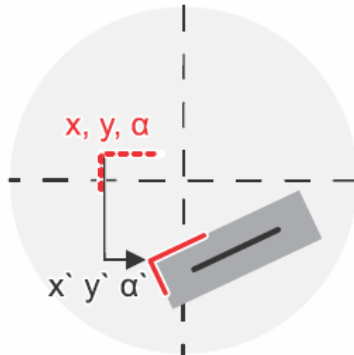
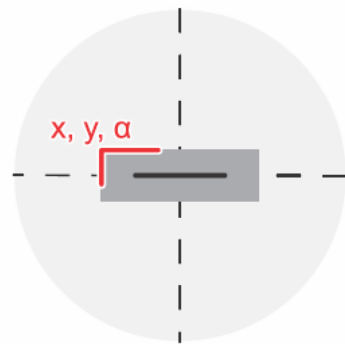
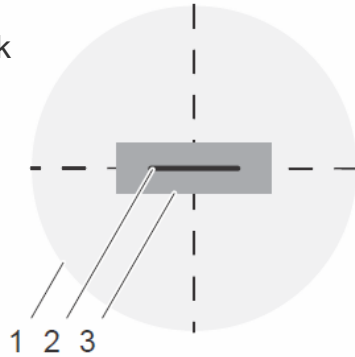
Hardware bei Laserschweißprozessen



Einleitung

Bauteillageerkennung und Korrektur

1. Arbeitsfeld Fokussieroptik
2. Schweißnaht
3. Werkstück



PanelComputer
Benutzerebene 70
2017-07-31 14:46

Algorithmus konfigurieren
0003 Ergebnis, Long Line Intersection

Programmieren

Livebild
1.TypeX: 4.679, Y: 0.660,Quality: 100.000

Found Long Line Intersection
Col/x: -7.731, Row/y: 0.814
Result α z: -0.711°, Quality: 100.0%
1st Line α : -0.711°, Intersection α : 90.598°
1st Line value: 109.3, 2nd: 28.2, 3rd: 51.2

0.6 mm

Prog # 008
-7.745
-0.271

1/5: Input Arrays and Programs

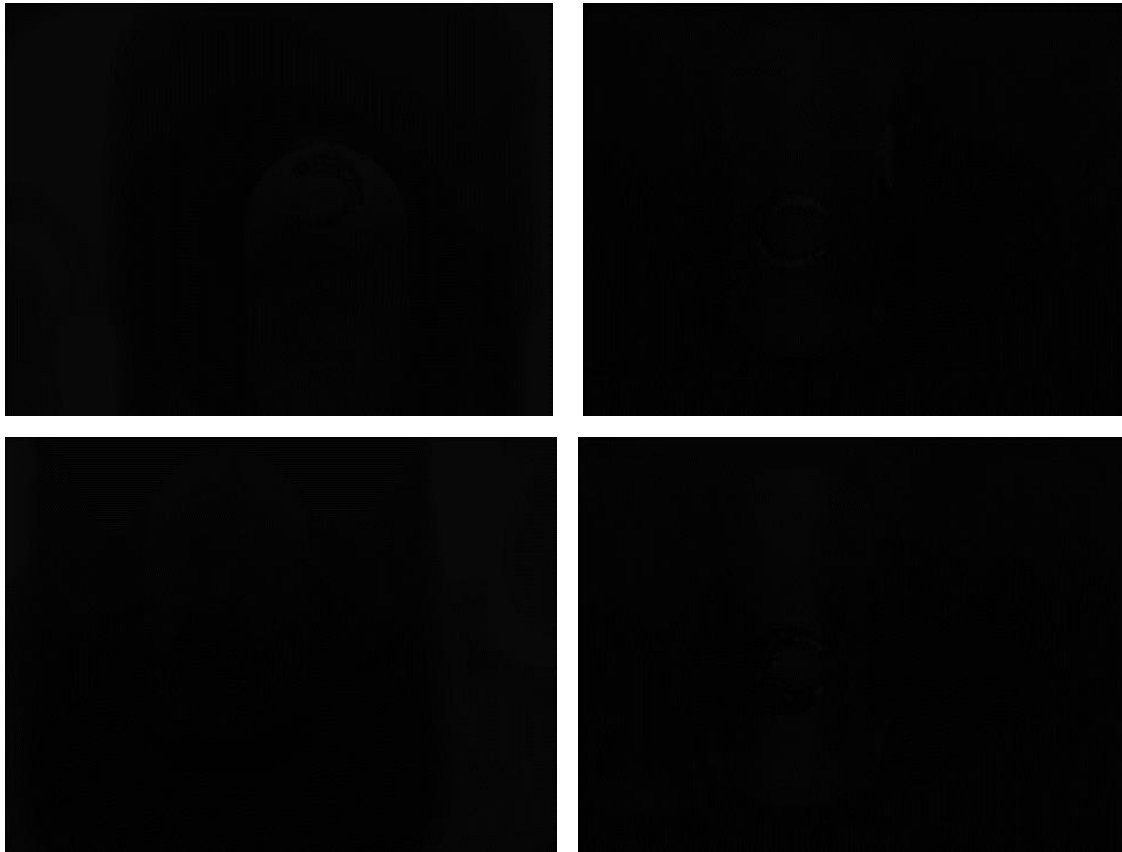
1st Program	-	+	1st Line First XVAR	-	+
2			21		

Rückgängig

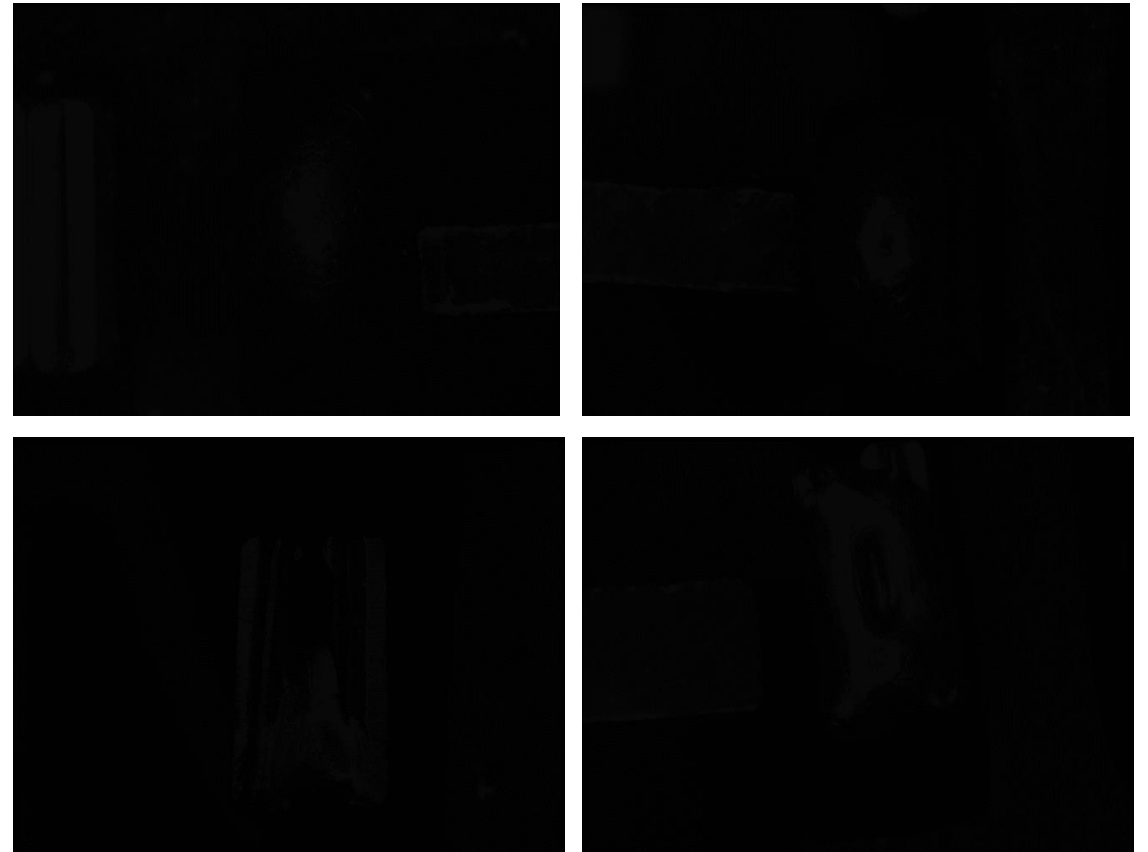
Motivation

Fragen der Kunden

„Ist meine C-Klammer verbrannt?“

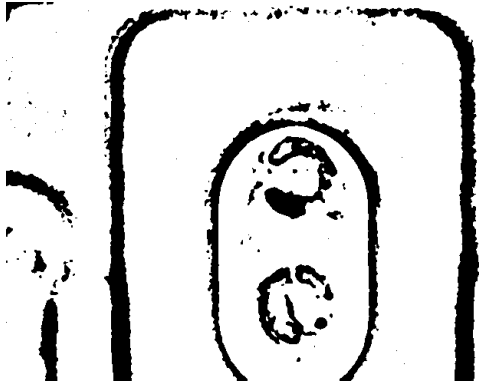


„Hat mein Pin eine stabile Verbindung?“

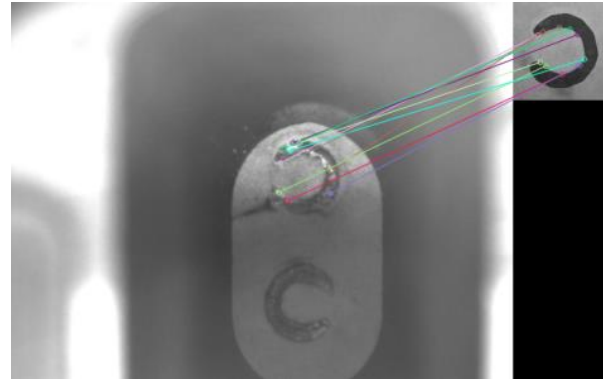


Motivation

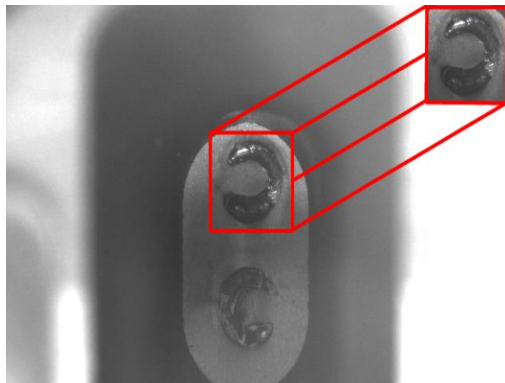
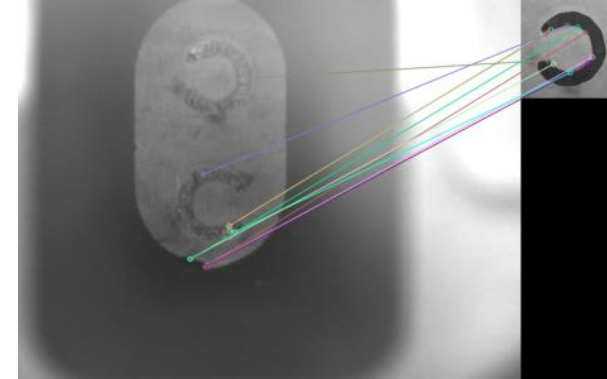
Grenzen der Bildverarbeitung



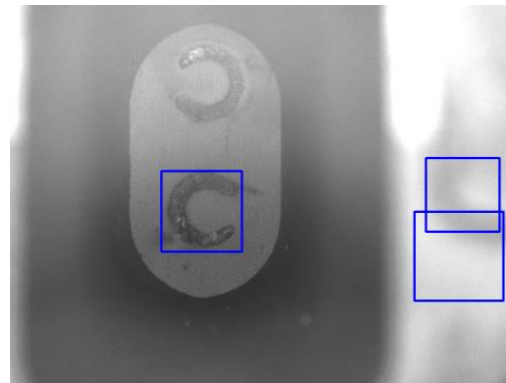
Adaptive Binarisierung



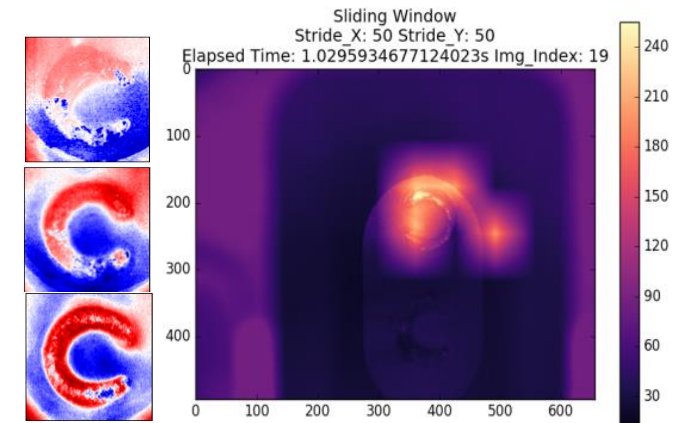
ORB Features



Template Matching



Haarcascade Classifier

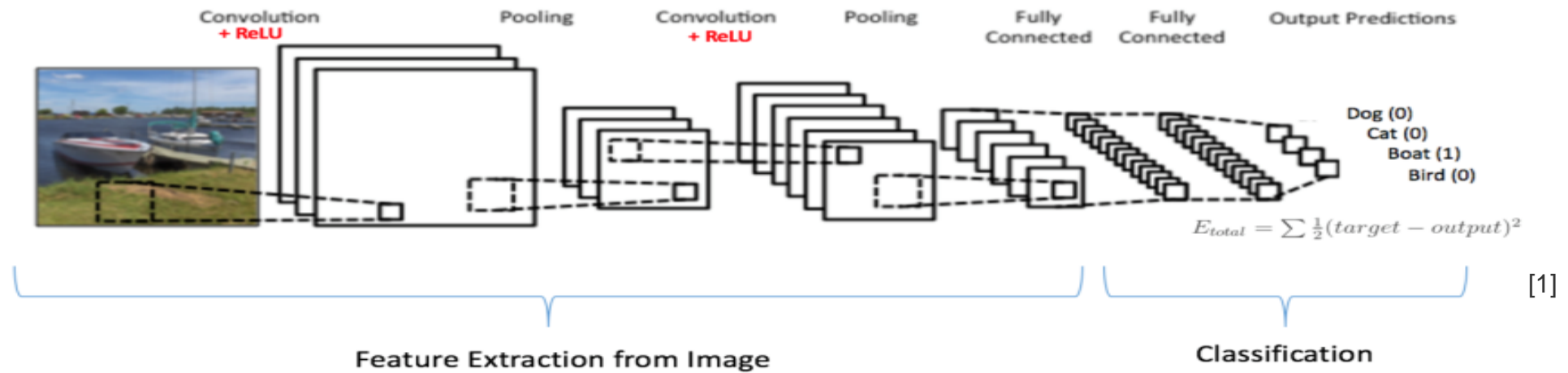


Einfache Neuronale Netze

Grundlagen CNNs

Übersicht

- Sehr gute Klassifikationsergebnisse auf Bilddaten
- Kein Feature-Engineering notwendig → Features werden gelernt
- Möglicher „Game Changer“

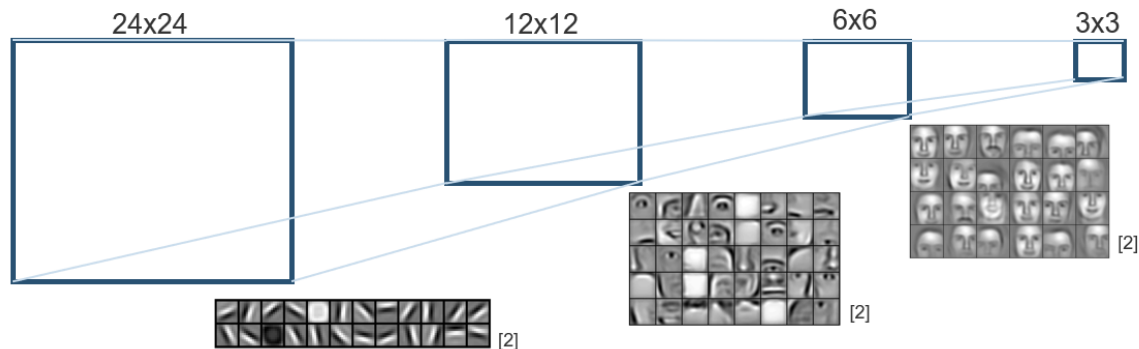


Motivation

Herausforderung bei CNNs

- **Tiefe Netze für komplexe Features**

- Mit zunehmender Tiefe können komplexere Features erkannt werden.
- Indirektes rezeptives Feld der Faltungsschichten wird mit zunehmender Tiefe größer (Dimensionsreduktion der Pooling- bzw. Faltungsoperationen)



- **Daten**

- MNIST: 70.000 Bilder / 10 Klassen
- MS-COCO: 330.000 Bilder / 80 Klassen
- OpenImage: ~9.000.000 Bilder / 600 Klassen

- **Rechenleistung**

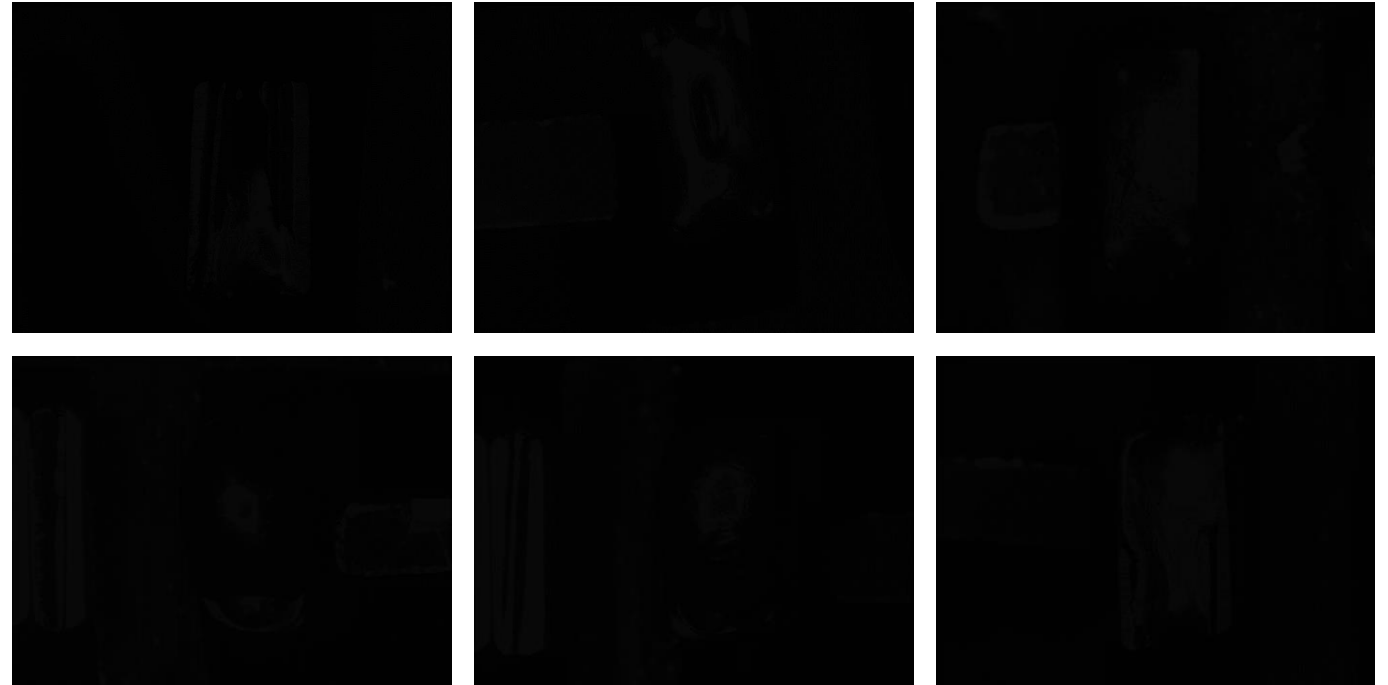
- AlexNet ~61M Parameter / 724M MACs
- VGG16 ~138M Parameter / 15,5G MACs
- ResNet 50 ~25,5M Parameter / 3,9G MACs

- **Interpretation / Fehlersuche**

Applikation Kupferpin

Anforderung

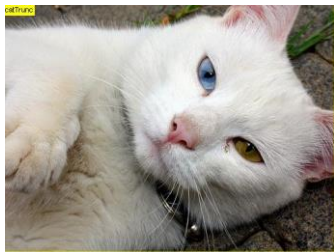
- **Mechanisch und elektrisch stabile Verbindung zwischen zwei Kupferpins**
 - Hohe Varianz in der niO Klasse
 - Kunde stellte Datensatz mit 1.270 Bilder zur Verfügung (635 iO / 635 niO)
 - System soll mehrere Pins in einem Kamerabild bewerten können



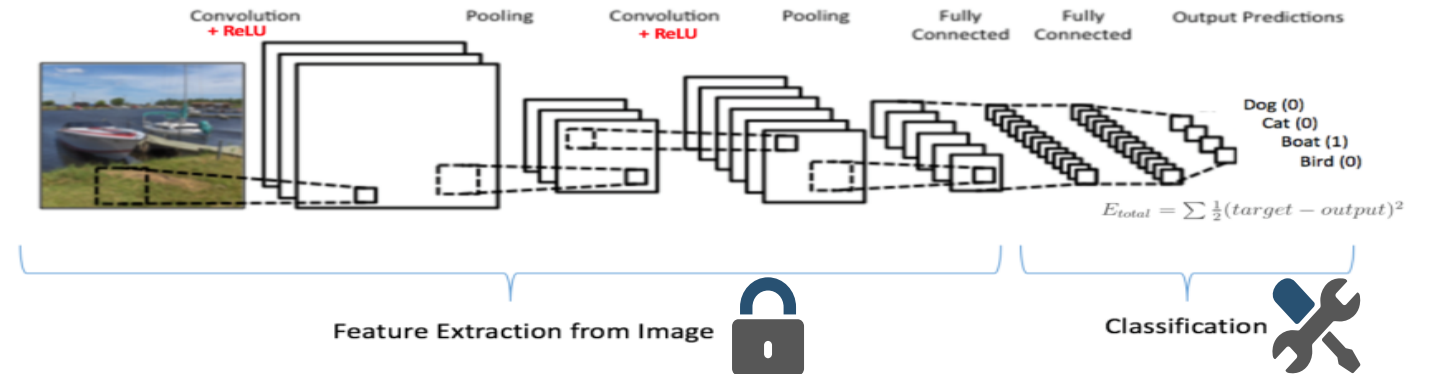
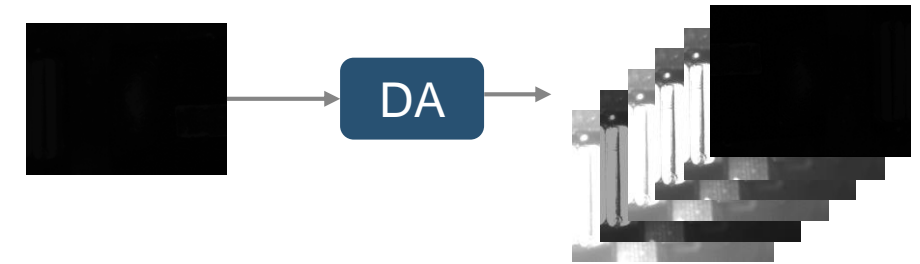
Applikation Kupferpin

Datenproblem

- 1.270 Bilder vs. 70.000+ Bilder
- Data-Augmentation
 - Erzeugung weiterer Bilder durch Translation, Rotation, Skalierung, ...
 - Transformation sollte realistische Varianz abdecken – keine neue einführen
- Transfer-Learning
 - Verwendung von vortrainierten Netzen
 - Feature-Extraktion Layer werden „eingefroren“
 - Klassifikationslayer werden trainiert



vs.



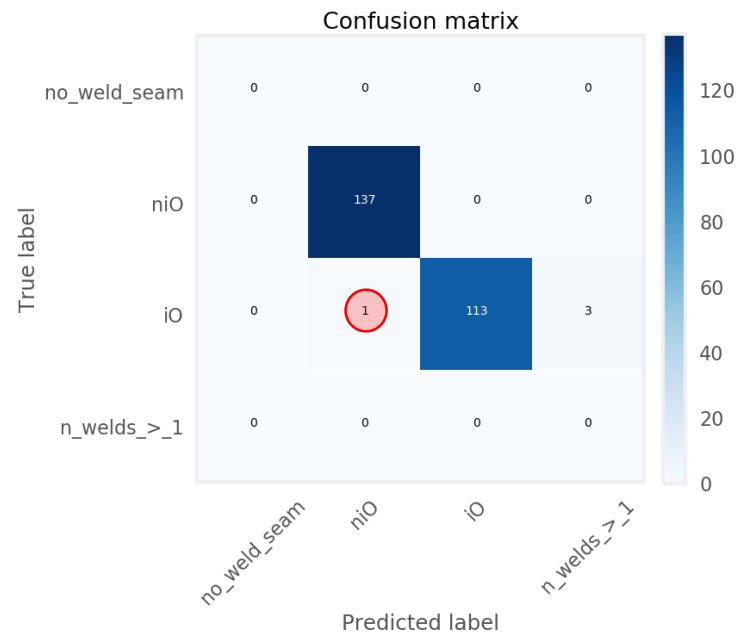
Applikation Kupferpin

Ergebnisse

▪ Setup

- 80% Daten für Training & Validierung (1016 Bilder)
- 20% externer Test für finales Modell (254 Bilder)

▪ Ergebnisse

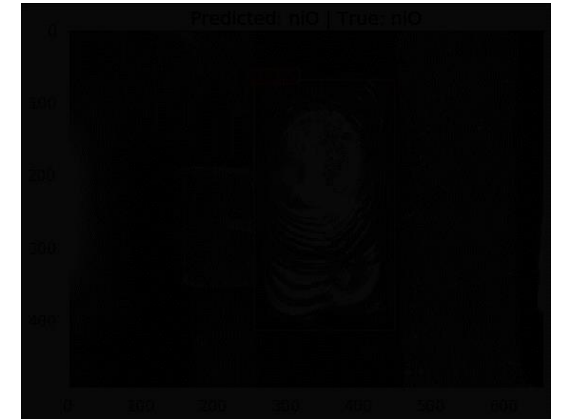


Accuracy: 99,6%

Precision: 100%

Sensitivity: 99,1%

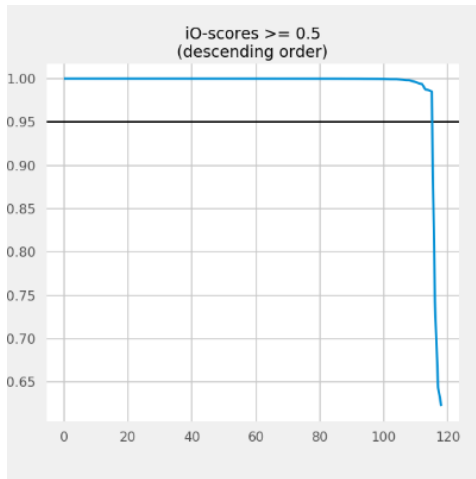
F1-Score: 99,56%



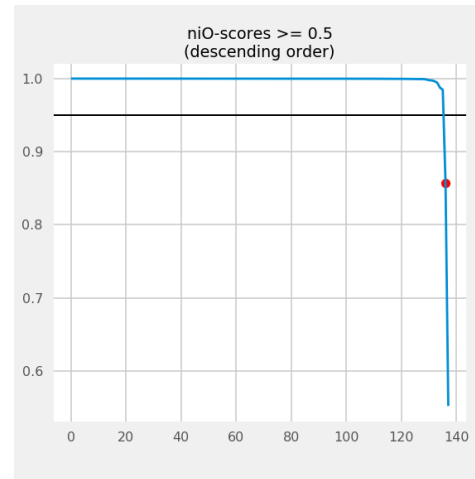
Applikation Kupferpin

Fehleranalyse

- Kunde bewertet dieses Bild als Grenzfall
- Konfidenzwert für niO niedrig
- Analyse der Konfidenzwerte



98,3% $p > 0,95$



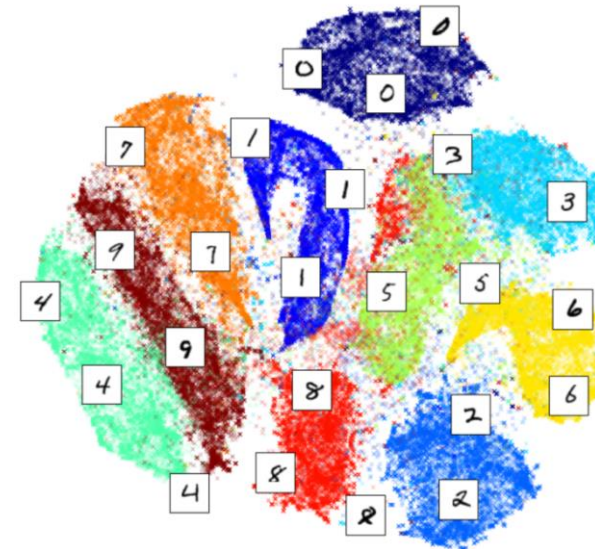
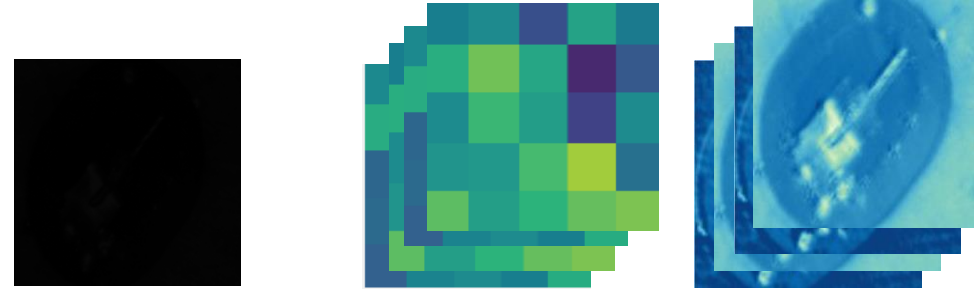
97,5% $p > 0,95$



Applikation Kupferpin

Interpretation der Vorhersagen

- **Visualisierung der Aktivierung oder Filter**
 - Viele Bilder in jeder Faltungsschicht
 - Schwierig zu interpretieren
 - Backpropagation / Guided Backpropagation [6]
- **Repräsentation der Features mit t-SNE [7]**
 - 2D Repräsentation des hochdimensionalen Featurespace
 - Distanzerhaltende Einbettung
- **Detektion relevanter Bildbereiche [8]**
 - Bildbereiche werden entfernt
 - Veränderung der Vorhersage als Maß der Relevanz eines Bildbereichs
 - Visualisierung als Heatmap



Applikation Kupferpin

Warum ist Pin niO?

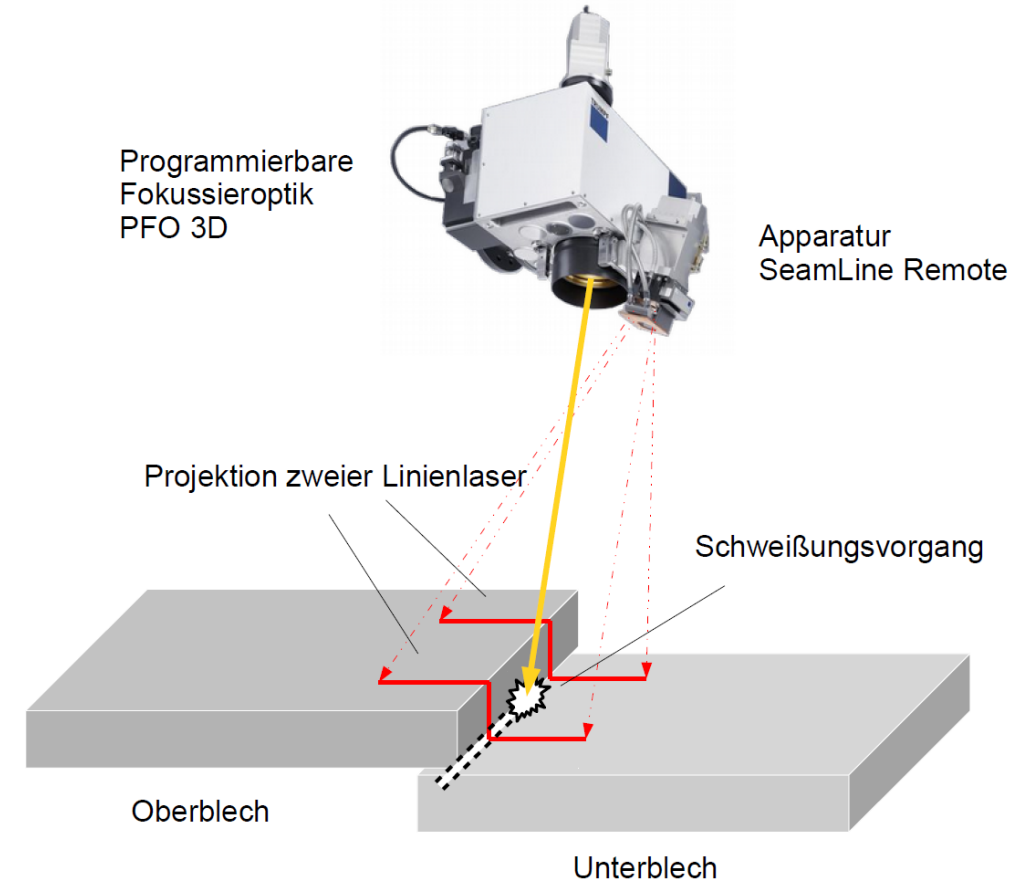
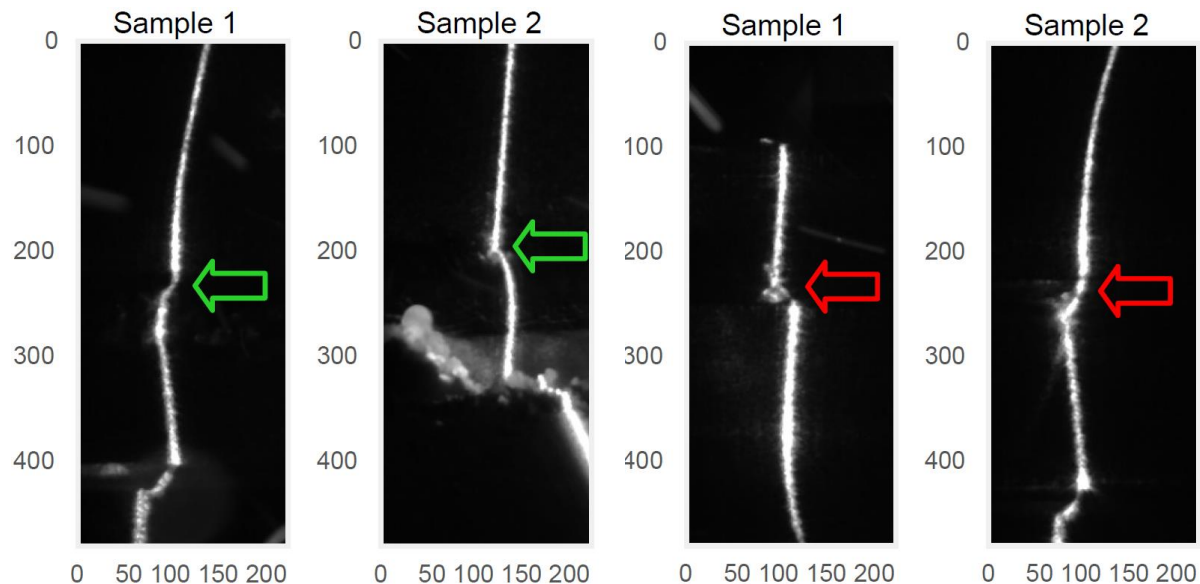
- **Heatmap Visualisierung auf Eingabebild**
 - Signifikante Bereiche für die niO Entscheidung können Visualisiert werden
 - Einfache Überprüfung, ob das Modell richtig gelernt hat
 - Interpretation ohne Machine Learning Kenntnisse möglich



Applikation Kehlnaht

Sensoraufbau und Funktion

- **Zweifaches Lichtschnittverfahren**
 - Nahtlagerregelung (PRE)
 - Überprüfung der Naht (POST)
- **Harte Echtzeitanforderung da online**
 - Maximale Berechnungszeit 2 ms auf Core i5 CPU



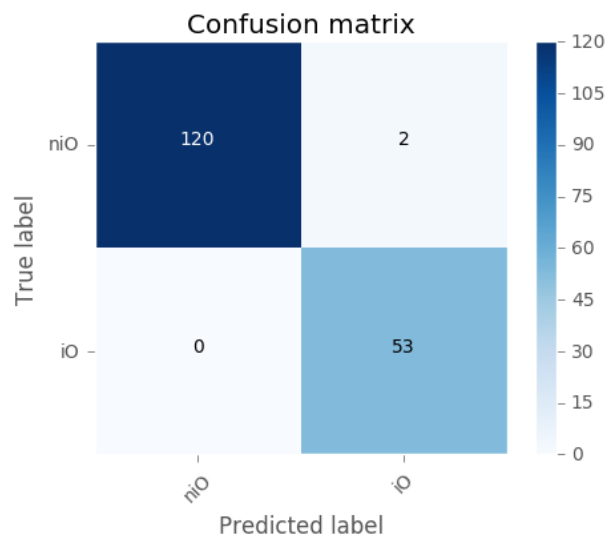
Applikation Kehlnaht

Ergebnisse

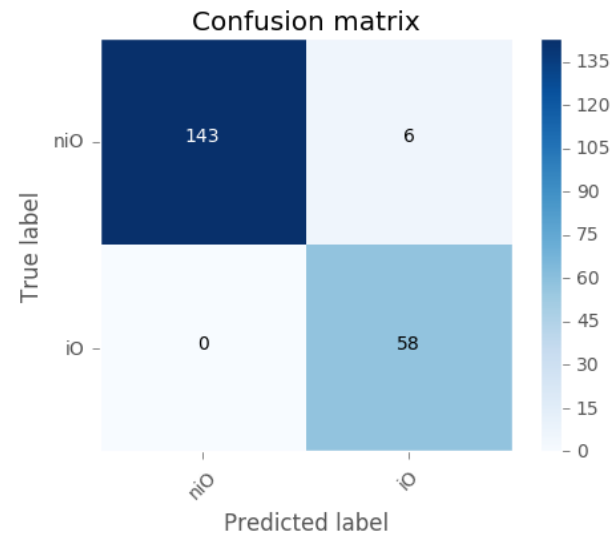
▪ Setup

- 8.000 Bilder für Training und Validierung (4.000 iO / 4.000 niO)
- Bilder von 2 Schweißsequenzen als externer Test

▪ Ergebnisse



Sequenz 414: 175 Bilder
Genauigkeit: 98,86 %



Sequenz 416: 207 Bilder
Genauigkeit: 97,10%

Klassifikationszeit

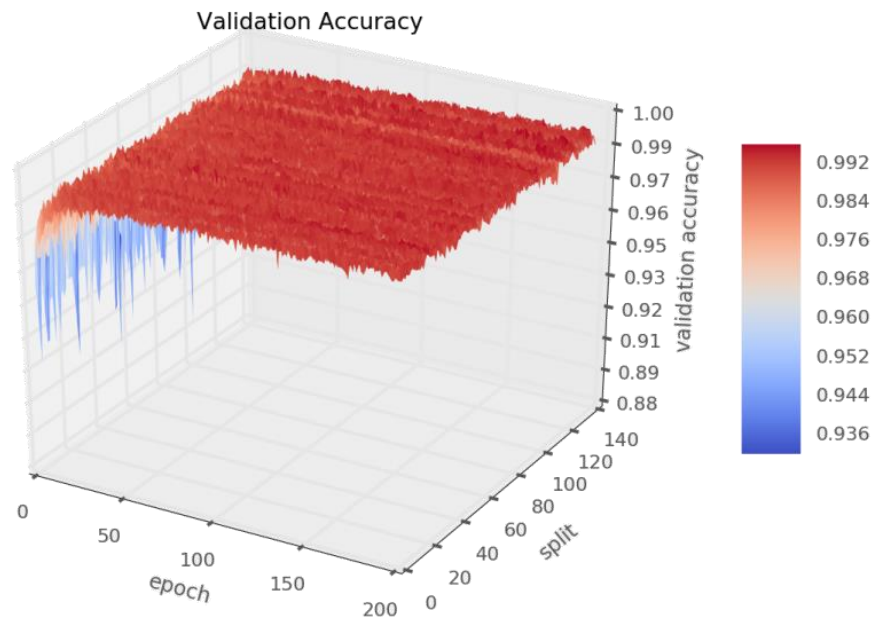
CPU: 1,13 ms

GPU: 1,65 ms

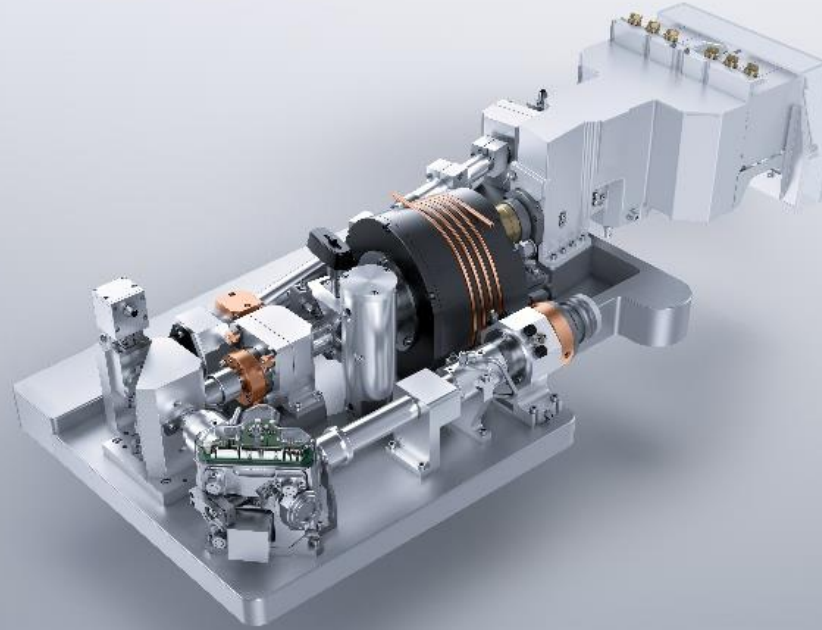
Applikation Kehlnaht

Cross Validation

- **Validierung der Netztopologie**
 - 8.000 Bilder für Training und Validierung (80% / 20%)
 - 130 randomisierte Splits
- **Ergebnisse**



Mittelwert: **99.22%**
Standardabweichung: **0.21%**
Minimum: **98.38%**
Maximum: **99.69%**



Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit

Fragen?

Referenzen

- [1] <http://www.clarifai.com>
- [2] Lee et al. - Convolutional Deep Belief Networks for Scalable Unsupervised Learning of Hierarchical Representations
- [3] Springenberg et al. - Striving For Simplicity: The All Convolutional Net
- [4] Van der Maaten et al. - Visualizing High-Dimensional Data Using t-SNE
- [5] Zeiler et al. - Visualizing and Understanding Convolutional Networks
- [6] Mitschke et al. – An evolutionary approach to automatically determine the topology of a neural network
- [7] Ronneberger et al. – U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation