

4 Years of Deep Learning Research @ ZHAW: an Information Engineering Perspective



InIT Meeting, Oct 17, 2018

*T. Stadelmann, M. Amirian, I. Arabaci, M. Arnold, G. F. Duivesteijn, I. Elezi,
M. Geiger, S. Lörwald, B. B. Meier, K. Rombach & L. Tuggener*



datalab

www.zhaw.ch/datalab

How time flies...

First Inspiration @ Zurich ML Meetup #1, Feb 25, 2014

First presentation of DL activities @ SP IE, Nov 14, 2014



How time flies...

First Inspiration @ Zurich ML Meetup #1, Feb 25, 2014

First presentation of DL activities @ SP IE, Nov 14, 2014



Thema «Deep Learning»

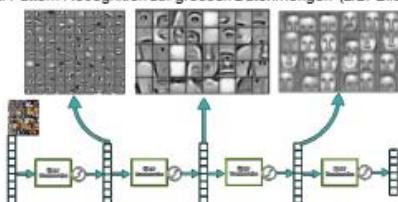


Aktuell «heisstes Thema» im Machine Learning

- (Aktueller) Kick-Off: Bengio et al., «A fast learning algorithm for deep belief nets», 2006
- Seitdem: Viele Pattern Recognition Benchmarks (teils um Grössenordnungen) durch DL-Ansätze verbessert (z.B. Schmidhuber, «Deep Learning in Neural Networks: An Overview», 2014)

Technisches

- Neuronales Netz mit vielen Schichten («deep»), einzeln vortrainiert z.B. als Autoencoder, ganzheitlich feinsbestimmt durch Backpropagation
- Spezialität: «Unsupervised Feature Learning» → Verfahren lernt selbständig Hierarchien «guter» (d.h. ähnlich wie der Mensch) Repräsentationen der Daten
- Anwendung: z.Zt. Pattern Recognition auf grossen Datenmengen (z.B. Bilder, Text, Audio)



Impact? Markt? Research?



Strategische Bedeutung

- Vor 2 Jahren etwa <10 Forschungsgruppen an Top-Unis (u.a. IDSIA in der Schweiz)
- Januar 2014: Google kauft Fa. DeepMind für 500 Mio. \$ (Gründung u.a. von Postdocs IDSIA)
- Aktuell:
 - Wissenschaftlich an der Grenze zwischen Forschung und Anwendung
→ stark abhängig von Anwendungsfall
 - Bücher, Libraries, Firmen entstehen erst
- Prognose: in 2-4 Jahren ein Tool am Markt wie «SVM»



Deep Learning an der ZHAW

- Angeschaffte Hardware: 2 Power-Workstations mit leistungsstarken GPUs «ready» (Init & IDP)
- Deep Learning Journals Club: 12 Personen lesen gemeinsam UFLDL Tutorial aus Stanford
- Mailingliste: deeplearning@downlink.zhaw.ch (für den Journals Club)
- DL Literatur-Archiv: <https://www.dropbox.com/sh/diuw20to4uqec73l/AADCPB9x0hCMUrnK1y8ueGBa?dl=0>
- Verschiedene Ideen für interne Anträge (dueo am IDP; stdm mit baud; ciel mit uzdi)
- Erste KTI Anträge entstehen (scke mit stdm)

→ Für stdm/musy/stmf, den Schwerpunkt und das Datalab ein Fokus Thema für die nächsten Jahre

How time flies...

First Inspiration @ Zurich ML Meetup #1, Feb 25, 2014

First presentation of DL activities @ SP IE, Nov 14, 2014



Thema «Deep Learning»

Aktuell «heisstes Thema» im Machine Learning

- (Aktueller) Kick-Off: Bengio et al., «A fast learning algorithm for deep belief nets», 2006
- Seitdem: Viele Pattern Recognition Benchmarks (teils um Grössenordnungen) durch DL-Ansätze verbessert (z.B. Schmidhuber, «Deep Learning in Neural Networks: An Overview», 2014)

Technisches

- Neuronales Netz mit vielen Schichten («deep»), einzeln vortrainiert z.B. als Autoencoder, ganzheitlich feinsbestimmt durch Backpropagation
- Spezialität: «Unsupervised Feature Learning» → Verfahren lernt selbständig Hierarchien «guter» (d.h. ähnlich wie der Mensch) Repräsentationen der Daten
- Anwendung: z.Zt. Pattern Recognition auf grossen Datenmengen (z.B. Bilder, Text, Audio)

Zürcher Hochschule
für Angewandte Wissenschaften
zhaw

Impact? Markt? Research?

Strategische Bedeutung

- Vor 2 Jahren etwa <10 Forschungsgruppen an Top-Unis (u.a. IDSIA in der Schweiz)
- Januar 2014: Google kauft Fa. DeepMind für 500 Mio. \$ (Gründung u.a. von Postdocs IDSIA)
- Aktuell:
 - Wissenschaftlich an der Grenze zwischen Forschung und Anwendung
→ stark abhängig von Anwendungsfällen
 - Bücher, Bibliotheken, Firmen entstehen erst
- Prognose: in 2-4 Jahren ein Tool am Markt wie «SVM»

Deep Learning an der ZHAW

- Angeschaffte Hardware: 2 Power-Workstations mit leistungsstarken GPUs «ready» (Init & IDP)
- Deep Learning Journals Club: 12 Personen lesen gemeinsam UFLDL Tutorial aus Stanford
- Mailingliste: deeplearning@downlink.zhaw.ch (für den Journals Club)
- DL Literatur-Archiv: <https://www.dropbox.com/sh/dlw20t04ugec73l/AADCPB9x0hCMUrnK1y8ueGBa?dl=0>
- Verschiedene Ideen für interne Anträge (dueo am IDP; stdm mit baud; ciel mit uzdi)
- Erste KTI Anträge entstehen (scke mit stdm)

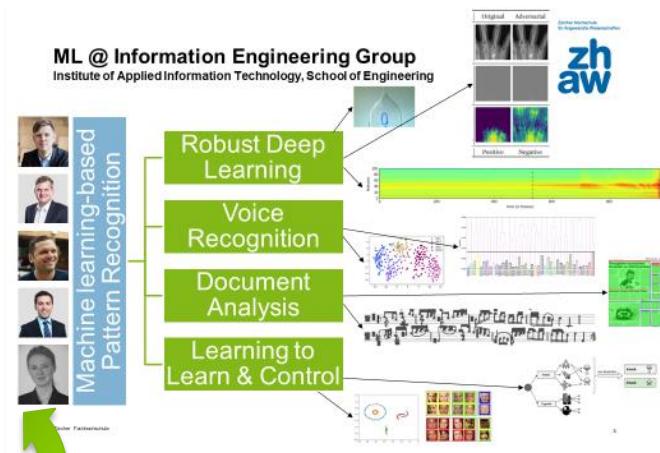
→ Für stdm/musy/stmf, den Schwerpunkt und das Datalab ein Fokusthema für die nächsten Jahre

Zürcher Hochschule
für Angewandte Wissenschaften
zhaw

How time flies...

First Inspiration @ Zurich ML Meetup #1, Feb 25, 2014

First presentation of DL activities @ SP IE, Nov 14, 2014



Thema «Deep Learning»

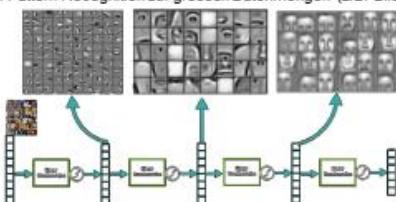


Aktuell «heisstes Thema» im Machine Learning

- (Aktueller) Kick-Off: Bengio et al., «A fast learning algorithm for deep belief nets», 2006
- Seitdem: Viele Pattern Recognition Benchmarks (teils um Grössenordnungen) durch DL-Ansätze verbessert (z.B. Schmidhuber, «Deep Learning in Neural Networks: An Overview», 2014)

Technisches

- Neuronales Netz mit vielen Schichten («deep»), einzeln vortrainiert z.B. als Autoencoder, ganzheitlich feinsbestimmt durch Backpropagation
- Spezialität: «Unsupervised Feature Learning» → Verfahren lernt selbständig Hierarchien «guter» (d.h. ähnlich wie der Mensch) Repräsentationen der Daten
- Anwendung: z.Zt. Pattern Recognition auf grossen Datenmengen (z.B. Bilder, Text, Audio)



Zürcher Fac

Impact? Markt? Research?



Strategische Bedeutung

- Vor 2 Jahren etwa <10 Forschungsgruppen an Top-Unis (u.a. IDSIA in der Schweiz)
- Januar 2014: Google kauft Fa. DeepMind für 500 Mio. \$ (Gründung u.a. von Postdocs IDSIA)
- Aktuell:
 - Wissenschaftlich an der Grenze zwischen Forschung und Anwendung → stark abhängig von Anwendungsfällen
 - Bücher, Libraries, Firmen entstehen erst
 - Prognose: in 2-4 Jahren ein Tool am Markt wie «SVM»



Deep Learning an der ZHAW

- Angeschaffte Hardware: 2 Power-Workstations mit leistungsstarken GPUs «ready» (InIT & IDP)
- Deep Learning Journals Club: 12 Personen lesen gemeinsam UFLDL Tutorial aus Stanford
- Mailingliste: [deeplearning@downbin.zhaw.ch](https://www.dropbox.com/sh/dlw20t04ugec73l/AADCPB9x0hCMUmlK1y8ueGBa?dl=0) (für den Journals Club)
- DL Literatur-Archiv: <https://www.dropbox.com/sh/dlw20t04ugec73l/AADCPB9x0hCMUmlK1y8ueGBa?dl=0>
- Verschiedene Ideen für interne Anträge (dueo am IDP; stdm mit baud; ciel mit uzdi)
- Erste KTI Anträge entstehen (scke mit stdm)

- Für stdm/musy/stmf, den Schwerpunkt und das Datalab ein Fokusthema für die nächsten Jahre

Zürcher Fac

Research in the wild and in the lab



Research in the wild and in the lab



Motivated by general progress

- Given *known environment* (learning target, data, evaluation metric)
- Goal: *fundamental advance in method*

Research in the wild and in the lab



Motivated by application

- Facing *unclear/unprecedented learning target & data quality / quantity* issues

→ Goal: new *product* & advance in method

Motivated by general progress

- Given *known environment* (learning target, data, evaluation metric)

→ Goal: *fundamental advance* in method

Research in the wild and in the lab



Motivated by application

- Facing *unclear/unprecedented learning target & data quality / quantity* issues

→ Goal: new *product* & advance in method



LETTER

Human-level control through deep reinforcement learning

Volodymyr Mnih^a, Koray Kavukcuoglu^b, David Silver^c, Arthur A. Rusu^d, Joel Veness^e, Marc G. Bellemare^f, Alex Graves^g, Martin Riedmiller^h, Andreas K. Fidjelandⁱ, Georg Ostrovski^j, Stig Petersen^k, Charles Beattie^l, Amir Sadik^m, Ioannis Antonoglouⁿ, Helmut Richter^o, Dafna Koenigsmann^p, Daan Wierwied^q, Sam Dujka^r & Demis Hassabis^s

^aDeepMind, London, UK; ^bFacebook, Menlo Park, CA, USA; ^cUniversity College London, London, UK; ^dMicrosoft Research, Redmond, WA, USA; ^eUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^fMcGill University, Montreal, QC, Canada; ^gUniversity of Oxford, Oxford, UK; ^hUniversity of Tuebingen, Tuebingen, Germany; ⁱUniversity of Edinburgh, Edinburgh, UK; ^jUniversity of Cambridge, Cambridge, UK; ^kUniversity of Copenhagen, Copenhagen, Denmark; ^lUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^mUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ⁿUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^oUniversity of Tuebingen, Tuebingen, Germany; ^pUniversity of Cambridge, Cambridge, UK; ^qUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^rUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^sUniversity College London, London, UK

The theory of reinforcement learning provides a framework for agents to learn how to act in uncertain environments. Agents that are able to learn from their own experience, or from that of other agents, have the potential to approach real-world complexity. However, agents are constrained by the amount of data they can collect and the time available to learn. In general, past experience in new situations is invaluable, immediately informing the agent about what actions to take. We present a combination of reinforcement learning and hierarchical sensor processing that allows agents to learn from sparse, unlabelled data, revealing notable parallels between the physics signals emitted by deep reinforcement learning agents and those emitted by biological learning algorithms.^{1–3} While reinforcement learning agents have achieved some successes in domains such as board games^{4–6} and video games^{7–11}, they have limited to domains in which visual features can be hand-crafted, such as the game of Go⁴ and the board game of chess⁵. Here we use recent advances in training deep neural networks^{12–14} to learn successful policies directly from high-dimensional sensory input, extending the range of reinforcement learning to the challenging domain of classic Atari 2600 games¹⁵. We demonstrate that our agent, trained entirely from raw pixels, can learn to play the game score as inputs, was able to surpass the performance of all human players in the first three tasks of the Atari 2600 suite. In the Festival human games test across a set of 49 games, using the same architecture, our agent reached a mean score of 8.0 ± 0.1, bridging the divide between high-dimensional sensory inputs and learning to act at a diversity of challenging tasks.

We set out to create a single algorithm that would be able to develop a general solution to reinforcement learning, with the ultimate scientific goal of general artificial intelligence,¹⁶ that has eluded previous approaches. Our solution is Deep Q-Networks (DQN), which is able to combine reinforcement learning with a class of neural network architectures called ‘deep convolutional neural networks’¹⁷, in which several layers of neurons extract features from raw sensory input. By combining these two previously successful architectures, the deep convolutional network¹⁸, which uses hierarchies of layers of local receptive fields to process visual input, with the Q-network¹⁹, which performs a serial task on feedforward processing in early visual cortex, we hope to make significant progress in solving the challenge of learning in robotics to natural transformations such as changes in lighting.

We consider tasks in which the agent interacts with an environment through a sequence of observations, actions and rewards. The goal of the

^aDeepMind, London, UK; ^bFacebook, Menlo Park, CA, USA; ^cUniversity College London, London, UK; ^dMicrosoft Research, Redmond, WA, USA; ^eUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^fMcGill University, Montreal, QC, Canada; ^gUniversity of Oxford, Oxford, UK; ^hUniversity of Tuebingen, Tuebingen, Germany; ⁱUniversity of Edinburgh, Edinburgh, UK; ^jUniversity of Cambridge, Cambridge, UK; ^kUniversity of Copenhagen, Copenhagen, Denmark; ^lUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^mUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ⁿUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^oUniversity of Tuebingen, Tuebingen, Germany; ^pUniversity of Cambridge, Cambridge, UK; ^qUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^rUniversity of Alberta, Edmonton, AB, Canada; ^sUniversity College London, London, UK

L(θ) = $\text{BCE}_{\text{softplus}}(\pi(a_t | s_t), \left[(1 - \gamma) q_{\pi}(a_t | s_t) \right]^2)$

In which π is the discount factor determining the agent's behaviour, θ are the parameters of the Q-network at iteration t and θ_t are the network weights used to compute the target at iteration t . The target network $q_{\pi}(a_t | s_t)$ is the Q-value of the action a_t given state s_t , which is held fixed between individual updates (see Methods). The Q-learning update at iteration t uses the following loss function:

26 FEBRUARY 2015 | VOL 518 | NATURE | 515

© 2015 Macmillan Publishers Limited. All rights reserved

Motivated by general progress

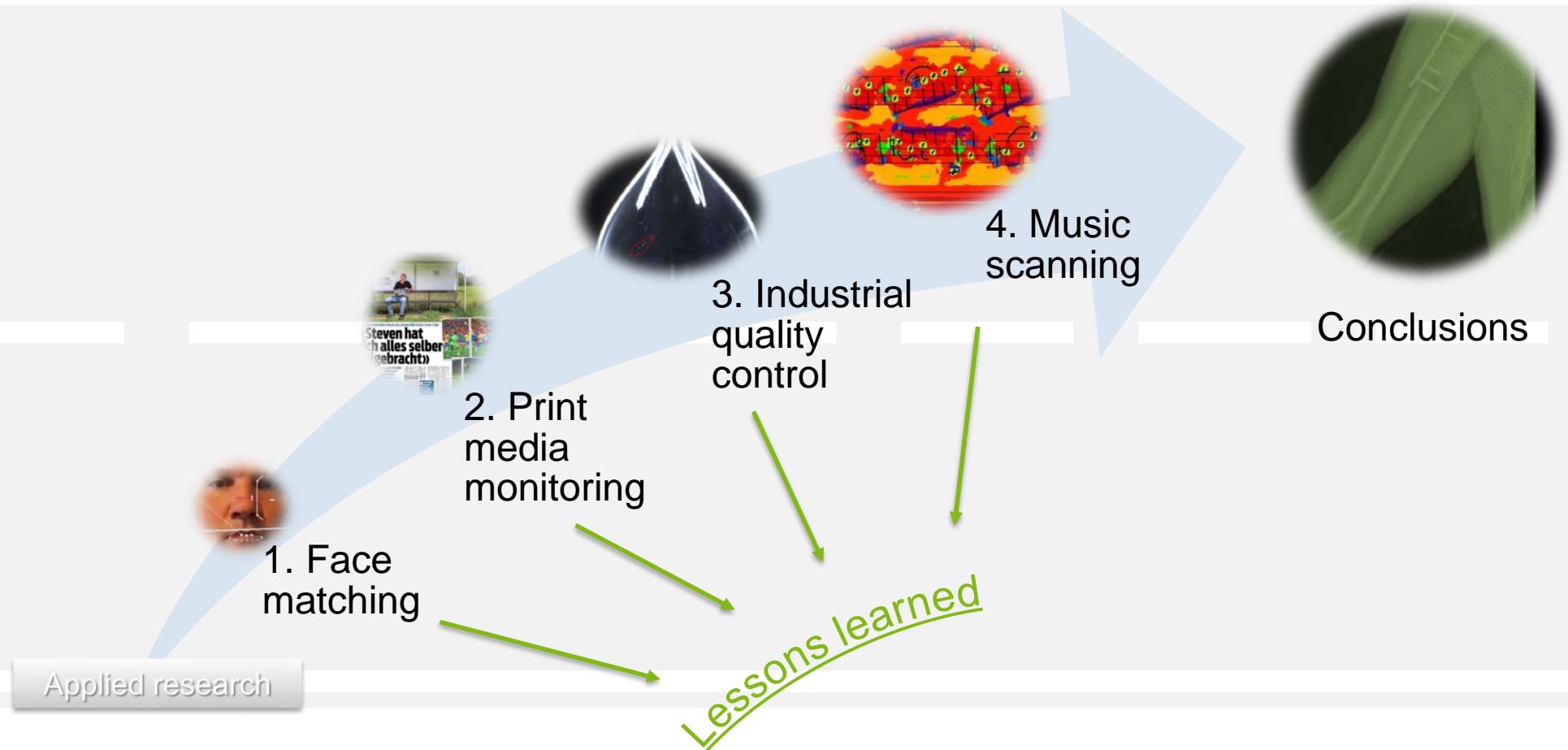
- Given *known environment* (learning target, data, evaluation metric)

→ Goal: *fundamental advance* in method



e.g.

Roadmap



1. Face matching

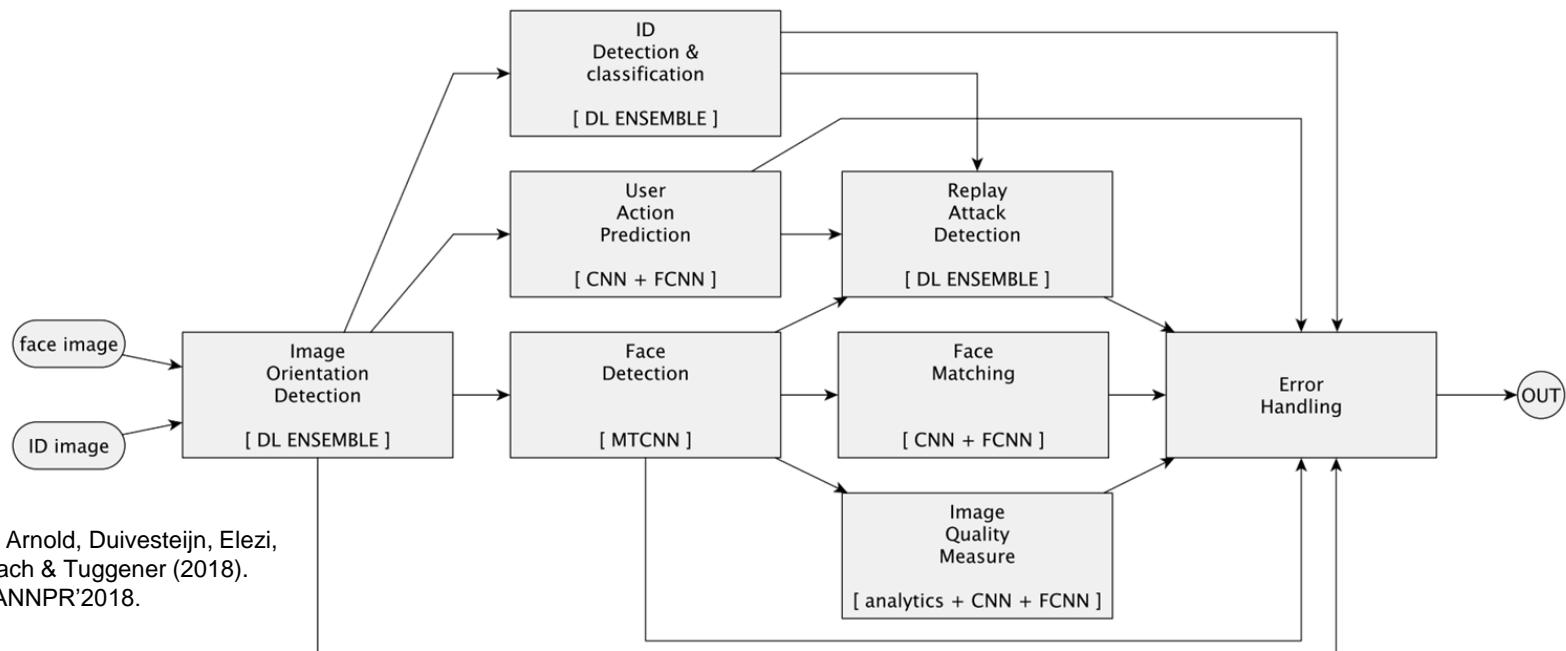


DEEPIMPACT

 Schweizerische Eidgenossenschaft
Confédération suisse
Confederazione Svizzera
Confederaziun svizra
Swiss Confederation
Innosuisse – Swiss Innovation Agency



1. Face matching – challenges & solutions



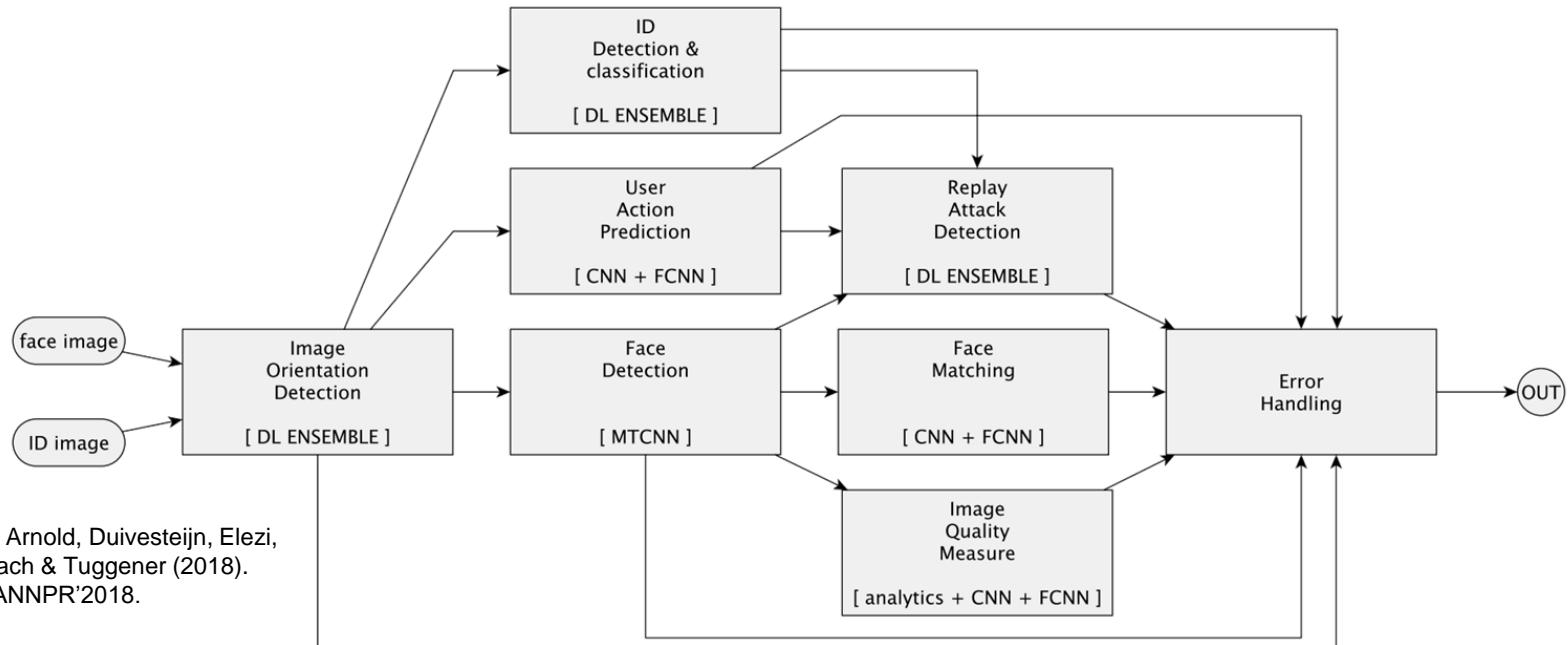
Stadelmann, Amirian, Arabaci, Arnold, Duivesteijn, Elezi,
Geiger, Lörwald, Meier, Rombach & Tuggener (2018).
«Deep Learning in the Wild». ANNPR'2018.

1. Face matching – challenges & solutions



DEEPIMPACT

Schweizerische Eidgenossenschaft
Confédération suisse
Confederazione Svizzera
Confederaziun svizra
Swiss Confederation
Innosuisse – Swiss Innovation Agency



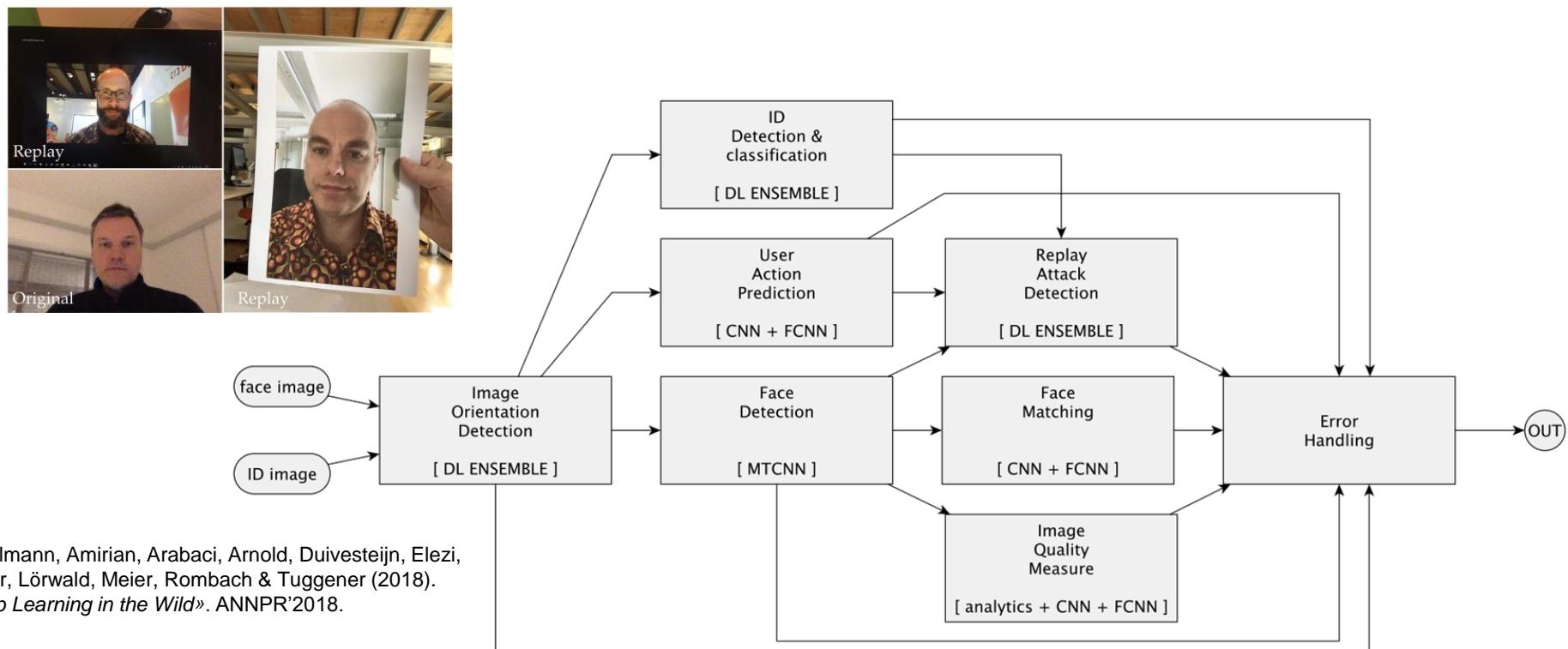
Stadelmann, Amirian, Arabaci, Arnold, Duivesteijn, Elezi,
Geiger, Lörwald, Meier, Rombach & Tuggener (2018).
«Deep Learning in the Wild». ANNPR'2018.

1. Face matching – challenges & solutions



DEEPIMPACT

Schweizerische Eidgenossenschaft
Confédération suisse
Confederazione Svizzera
Confederaziun svizra
Swiss Confederation
Innosuisse – Swiss Innovation Agency



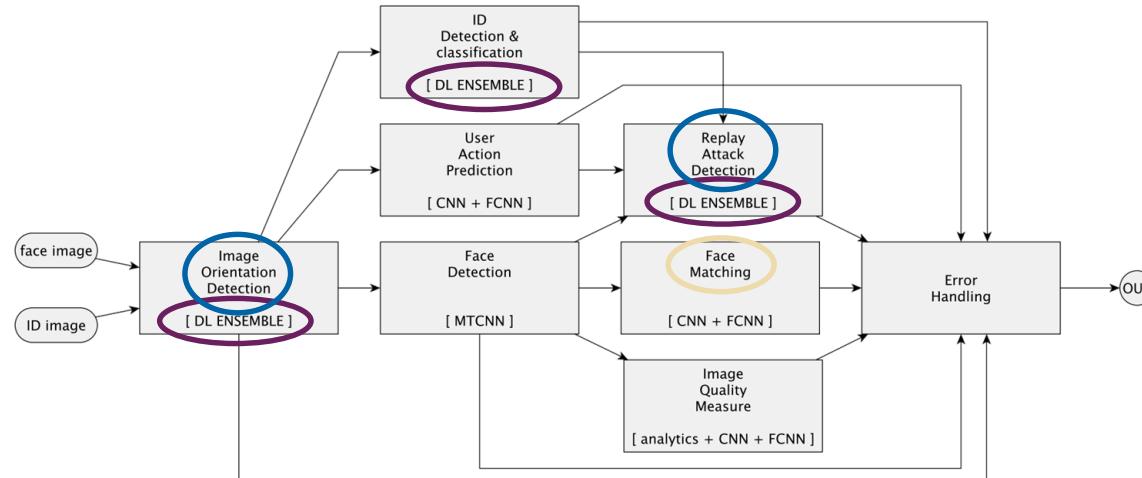
Stadelmann, Amirian, Arabaci, Arnold, Duivesteijn, Elezi,
Geiger, Lörwald, Meier, Rombach & Tuggener (2018).
«Deep Learning in the Wild». ANNPR'2018.

Lessons learned 1/4



Deployment

- Might involve the buildup of up to dozens of **other machine learning** models to flank the **original core part**.



- Specialized models** for identifiable sub-problems increase the accuracy in production systems over all-in-one solutions, and **ensembles** of experts help where no single method reaches adequate performance.

2. Print media monitoring

Task

International.

Nachrichten

Spionage für den Erzfeind Iran

Israelischer Ex-Minister arbeitete als Agent für die Mullahs. Jetzt droht ihm Lebenlanglich

Wien

Der ehemalige israelische Außenminister Ehud Barak ist wegen Spionage gegen Irans Revolutionsgaurden verurteilt worden. Der Richter hat ihn zu einer lebenslangen Haftstrafe verurteilt.

Europäische Kulturministerklausur

Beim EU-Kulturreferentenkonvent in Brüssel haben sich 40 der 52 Abgeordneten auf die Kulturpolitik des neuen Kommissars Bernd Altenkirch einstimmig geeinigt. Der neue Kulturminister soll die Kulturpolitik weiterführen.

Wirtschaftsminister Mehlmann

Klaus von Wattenwyl verzog sich nach dem Rücktritt von Finanzminister Philipp Hildebrand zu einem kleinen Hotel im Tessin. Der neue Finanzminister ist der Sozialdemokrat Thomas de Maizière. Der neue Wirtschaftsminister ist der Sozialdemokrat Michael Glos.

Mittelmeerküste

Wegen der Öl- und Ölverschmutzung durch Erdbeben und Tsunami in Japan ist die Ölproduktion im Mittelmeer gestoppt. Das ist jedoch nicht der einzige Grund für die Ölknappheit im Mittelmeer. Die Ölproduktion ist auch aufgrund der politischen Instabilität in Libyen und im Irak gestoppt.

Vermögen beschlagnahmt

Anger für Aris Eleftheratos

Paris. Ein französischer Finanzgericht hat das Vermögen des griechischen Politikers Aris Eleftheratos beschlagnahmt. Der Finanzminister ist der Sozialdemokrat Thomas de Maizière. Der neue Finanzminister ist der Sozialdemokrat Michael Glos.

Aufstand in Syrien

Die syrische Regierung hat die Aufstände in Syrien mit Gewalt unterdrückt. Das ist jedoch nicht der einzige Grund für die Aufstände in Syrien. Die Aufstände sind auch aufgrund der politischen Instabilität in Libyen und im Irak gestoppt.

Asylbewerber können bleiben

Europäischer Gerichtshof reaktiviert Asylregelungsschichte

Leipzig. Der Hof hat die Asylregelungsschichte wieder reaktiviert. Das ist jedoch nicht der einzige Grund für die Asylregelungsschichte. Die Asylregelungsschichte ist in ihrem Grundverständnis der Asylregelungsschichte.

Gegner der Weltmeisterschaft

Die Weltmeisterschaft ist eine Art von Freizeit und Freizeit. Die Weltmeisterschaft ist eine Art von Freizeit und Freizeit.

100 Millionen

Die Weltmeisterschaft ist eine Art von Freizeit und Freizeit. Die Weltmeisterschaft ist eine Art von Freizeit und Freizeit.

Nordkoreanischer Diktator zu Besuch in Peking

Der nordkoreanische Diktator Kim Jong-un ist in China zu Besuch. Das ist jedoch nicht der einzige Grund für die Besuch in China. Der Diktator ist der Sozialdemokrat Michael Glos.

Europäische Kulturministerklausur

Beim EU-Kulturreferentenkonvent in Brüssel haben sich 40 der 52 Abgeordneten auf die Kulturpolitik des neuen Kommissars Bernd Altenkirch einstimmig geeinigt. Der neue Finanzminister ist der Sozialdemokrat Thomas de Maizière. Der neue Wirtschaftsminister ist der Sozialdemokrat Michael Glos.

Wirtschaftsminister Mehlmann

Klaus von Wattenwyl verzog sich nach dem Rücktritt von Finanzminister Philipp Hildebrand zu einem kleinen Hotel im Tessin. Der neue Finanzminister ist der Sozialdemokrat Thomas de Maizière. Der neue Wirtschaftsminister ist der Sozialdemokrat Michael Glos.

Challenge

Mittwoch, 29. Juni 2016 | Seite 6

Sport

Blick

15



Sein Juniorenntrainer Mano Pavel über unseren WM-Helden Steven Zuber

«Steven hat sich alles selber beigebracht»

Hinter dem Zuber-Jubel gegen Brasilien steck auch Mano Pavel. Mano wie?

FC Kollbrunn-Riken Klein-Steven

Mano Pavel ist ein junger Trainer.

Mit 21 Jahren ist er der jüngste Trainer in der Geschichte des Schweizer Fussballverbandes. Der 21-jährige Pavel ist der Juniorenntrainer von Steven Zuber, dem WM-Helden des FC Kollbrunn-Riken Klein-Steven. Mano Pavel ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

Liverpool will Yann Sommer!

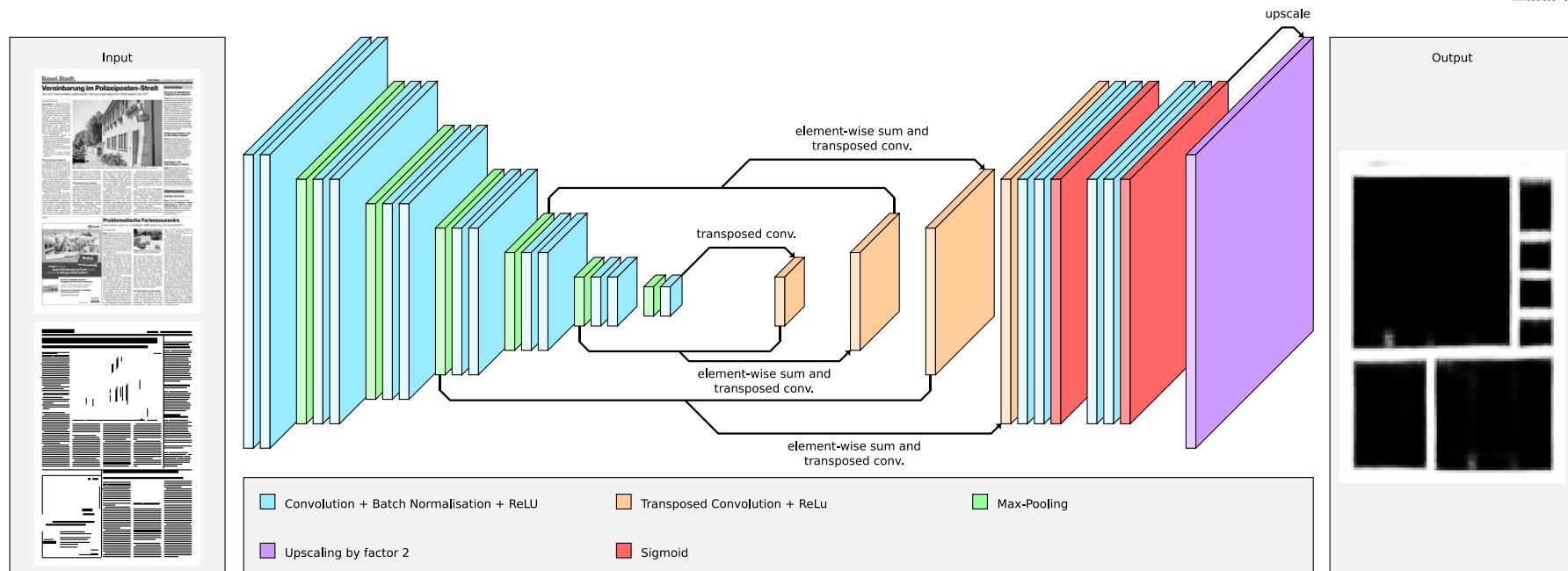
Yann Sommer ist ein junger Trainer.

Er ist ein junger Trainer.

Transfer TICKER

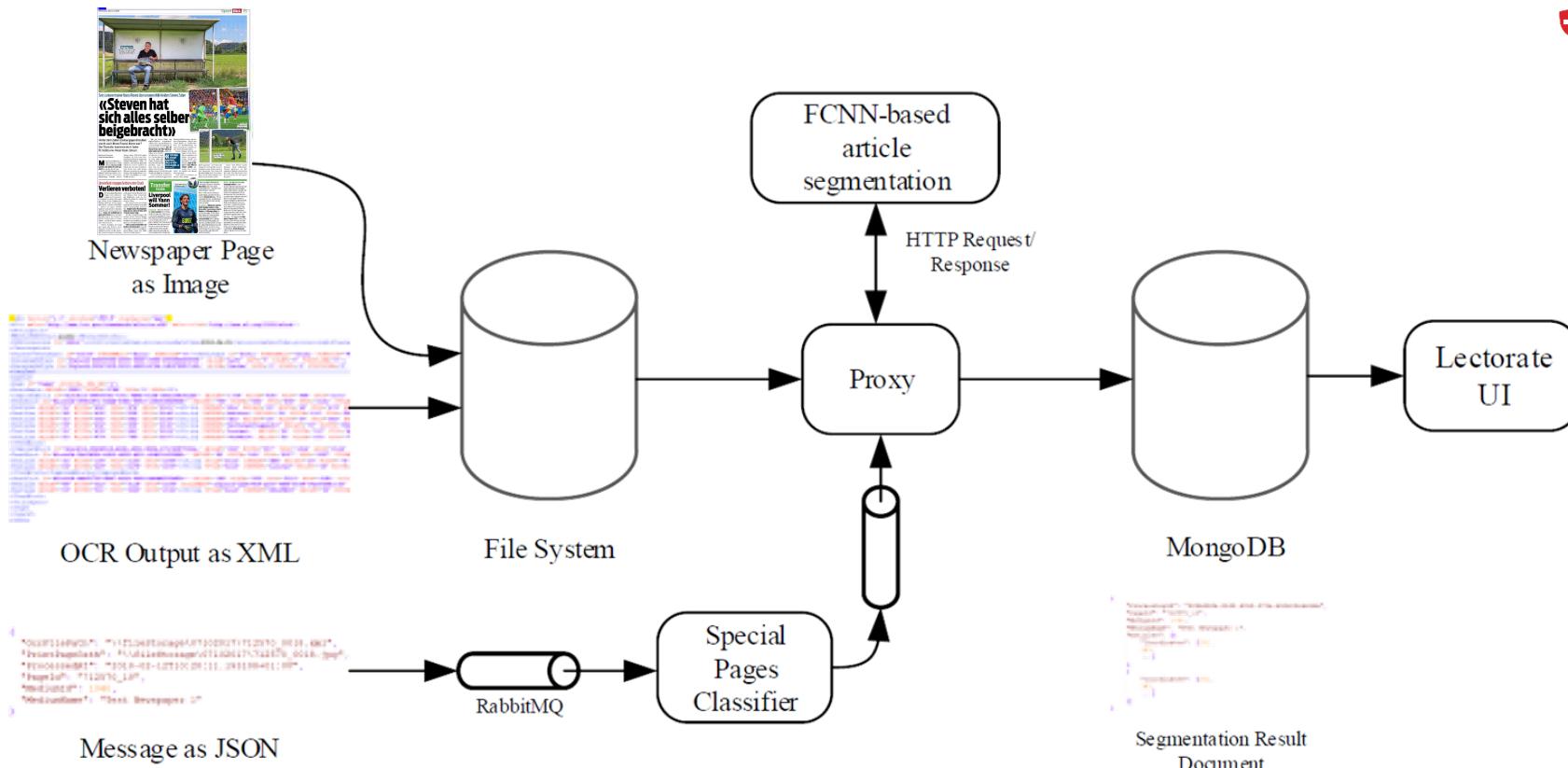
Liverpool will Yann Sommer!

2. Print media monitoring – ML solution



Meier, Stadelmann, Stampfli, Arnold & Cieliebak (2017). «*Fully Convolutional Neural Networks for Newspaper Article Segmentation*». ICDAR'2017.
 Stadelmann, Tolkachev, Sick, Stampfli & Dürr (2018). «*Beyond ImageNet - Deep Learning in Industrial Practice*». In: Braschler et al., «*Applied Data Science*», Springer.

2. Print media monitoring – deployment



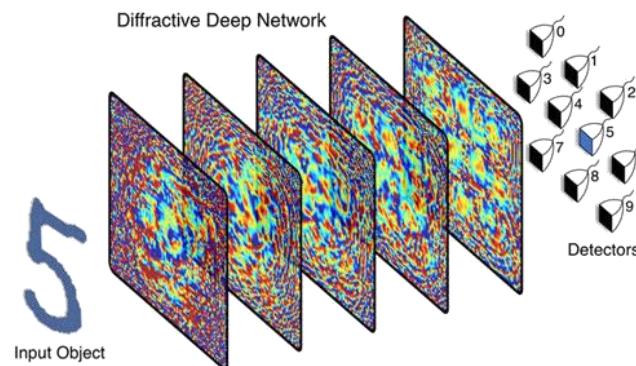
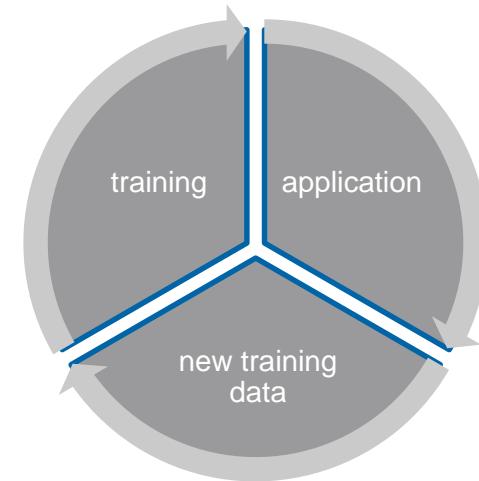
Stadelmann, Amirian, Arabaci, Arnold, Duivesteijn, Elezi, Geiger, Lörväld, Meier, Rombach & Tuggener (2018). «Deep Learning in the Wild». ANNPR'2018.

Lessons learned 2/4



Deployment

- Should include **continuous learning**
- Needs to take care of **processing speed / efficiency**



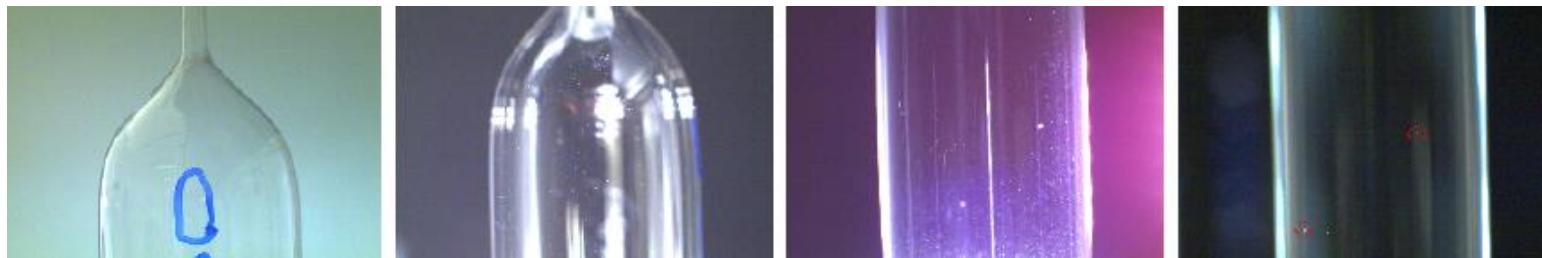
Symbolic image: a CNN in (optical) hardware (Lin et al., 2018).

Lin, Rivenson, Yardimci, Veli, Luo, Jarrahi & Oczan (2018). «All-optical machine learning using diffractive deep neural networks». Science, 26. Jul 2018.

3. Industrial quality control

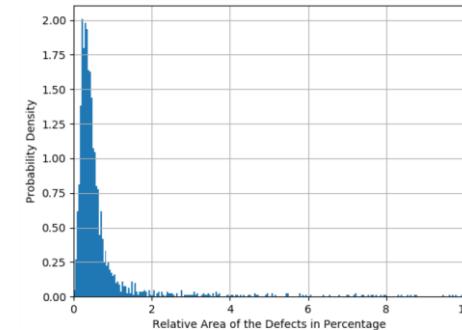
Task

- Reliably **sort out faulty balloon catheters** in image-based production quality control



Challenges

- Non-natural image source, class **imbalance**, optical conditions, **variation** in defect size & shape

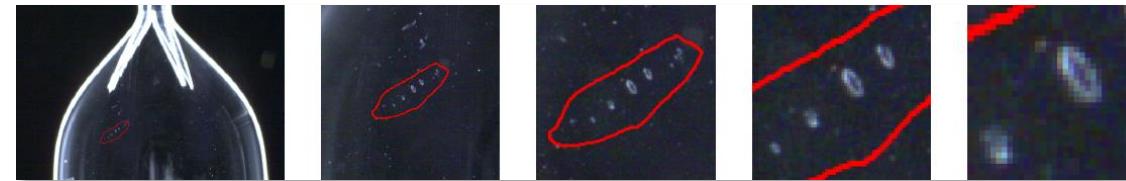


3. Industrial quality control – solutions

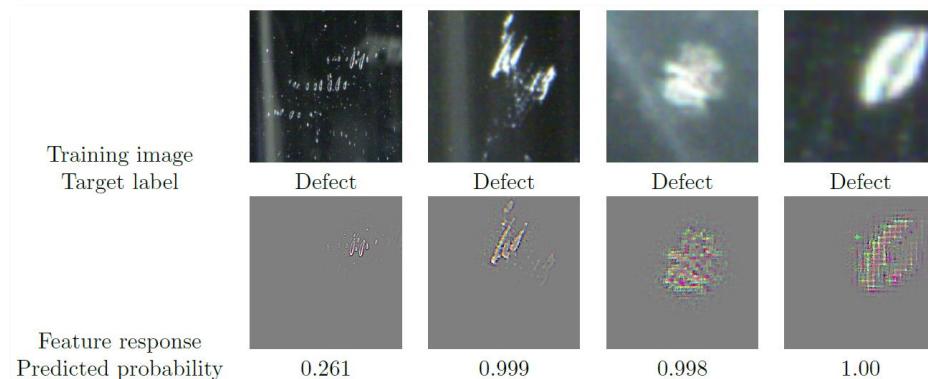
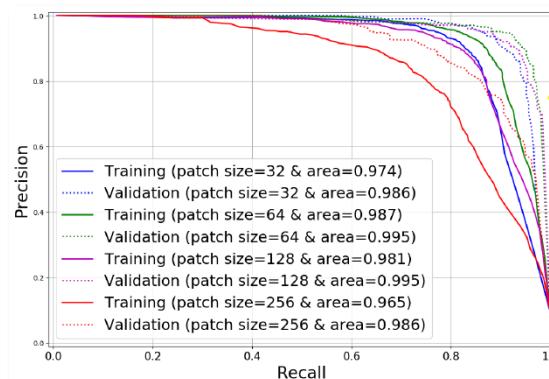
(Work in progress)

Ingredients

- Weighted loss
- Defect cropping
- Secret sauce



Preliminary results

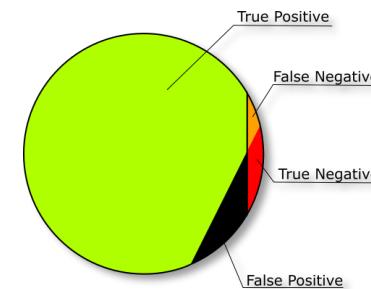


Lessons learned 3/4



Data

- Acquisition usually **needs much more time** than expected, yet is the basis for all subsequent success
- Class **imbalance & covariate shift** are usual

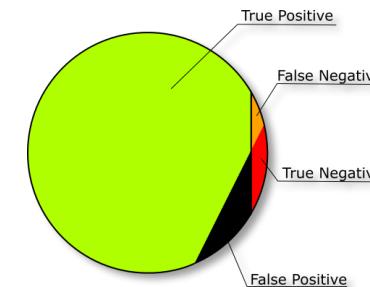


Lessons learned 3/4



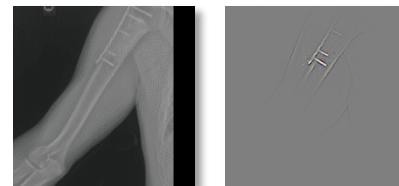
Data

- Acquisition usually **needs much more time** than expected, yet is the basis for all subsequent success
- Class **imbalance & covariate shift** are usual



Understanding

- **What has been learned and how decisions emerge** help both the user and the developer of neural networks to build trust and improve quality



- **Operators and business owners** need a basic understanding of used methods to produce usable ground truth and provide relevant subject matter expertise

Lessons learned 3/4 (contd.)



Simple baselines

- Do a good job in **determining the feasibility** as well as the **potential** of the task at hand when final datasets or novel methods are not yet seen

The image shows two side-by-side browser windows. The left window displays the 'Model Zoo' website at <https://modelzoo.co>. It features a dark header with navigation links like 'ModelZoo', 'Frameworks', 'Categories', 'Collections', 'Suggest a Model', 'Buy Me Coffee', 'Blog', and 'About'. Below this is a large dark central area with the title 'Model Zoo' and the subtitle 'Discover open source deep learning code and pretrained models.' It includes buttons for 'Browse Frameworks' and 'Browse Categories', and a search bar with the placeholder 'Filter models...'. At the bottom, there are three cards: 'OpenPose' (8348 stars), 'Mask R-CNN' (6957 stars), and 'Image-to-Image Translation'. The right window displays the 'MURA Dataset: Towards...' page at <https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/mura/>. It has a red header with the Stanford ML Group logo and the text 'MURA Bone X-Ray Deep Learning Competition'. Below this is a section titled 'What is MURA?' which describes the dataset as a large collection of bone X-rays used for determining normality. It also mentions that musculoskeletal conditions affect over 1.7 billion people worldwide. To the right is a 'Leaderboard' section with a table:

Rank	Date	Model	Kappa
1		Best Radiologist Performance	0.778
2		Stanford University Radiovision	0.778

4. Music scanning



```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<!DOCTYPE score-partwise SYSTEM "http://www.musicxml.org/dtds/partwise.dtd" PUBLIC "-//Recordare//DTD MusicXML 2.0 Partwise//EN">
<score-partwise version="2.0">
  <identification>
    <encoding>
      <software>MusicScore 1.3</software>
      <encoding-date>2014-12-16</encoding-date>
    </encoding>
    <source>http://musescore.com(score/502006)</source>
  </identification>
  <defaults>
    <paper>
      <emilimeters>7.056</emilimeters>
      <tenths>40</tenths>
    </paper>
    <page-layout>
      <page-height>1693.67</page-height>
      <page-width>1190.48</page-width>
      <page-margins type="even">
        <left-margin>56.6893</left-margin>
        <right-margin>56.6893</right-margin>
        <top-margin>56.6893</top-margin>
        <bottom-margin>113.379</bottom-margin>
      </page-margins>
      <page-margins type="odd">
        <left-margin>56.6893</left-margin>
        <right-margin>56.6893</right-margin>
        <top-margin>56.6893</top-margin>
        <bottom-margin>113.379</bottom-margin>
      </page-margins>
    </page-layout>
  </defaults>
  <credit>
    <credit page="1">
      <credit-words align="top" justify="center" font-size="24" default-y="1626.98" default-x="595.238">Die Forelle - Franz Schubert</credit-words>
    </credit>
    <credit page="1">
      <credit-words align="top" justify="right" font-size="12" default-y="1557.22" default-x="1133.79">Franz Schubert, Die Forelle (Mehrinfo auf http://www.Musescore.com)</credit-words>
    </credit>
  </credit>
  <part-list>
    <score-part id="P1">
      <part-name>Timor</part-name>
      <part-abbreviation>Ténor</part-abbreviation>
      <score-instrument id="P1-13">
        <instrument>Ténor</instrument>
        <score-instrument>
          <midi-instrument id="P1-13">
            <name>Ténor</name>
            <channel>1</channel>
            <midi-program>74</midi-program>
            <volume>78.7402</volume>
          </midi-instrument>
        </score-instrument>
      </score-part>
      <part-group type="start" number="1">
        <group-symbol>brace</group-symbol>
      </part-group>
      <score-part id="P2">
        <part-name>P2</part-name>
        <score-instrument id="P2-13">
          <instrument-name>

```



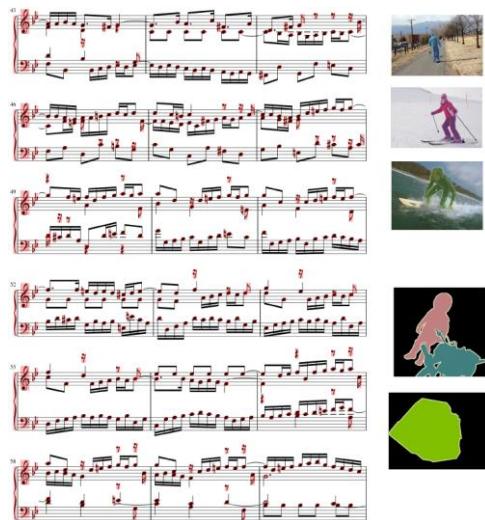
4. Music scanning – challenges & solutions



 Schweizerische Eidgenossenschaft
Confédération suisse
Confederazione Svizzera
Confederaziun svizra
Swiss Confederation
Innosuisse – Swiss Innovation Agency

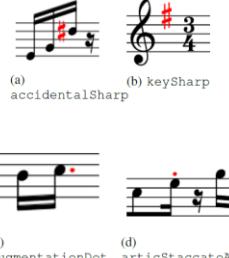
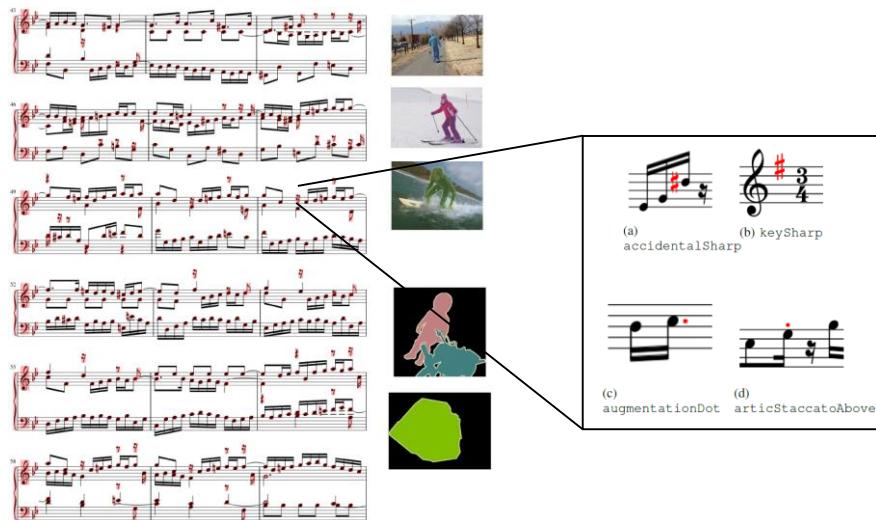
Tuggener, Elezi, Schmidhuber, Pelillo & Stadelmann (2018). «DeepScores – A Dataset for Segmentation, Detection and Classification of Tiny Objects». ICPR'2018.

4. Music scanning – challenges & solutions



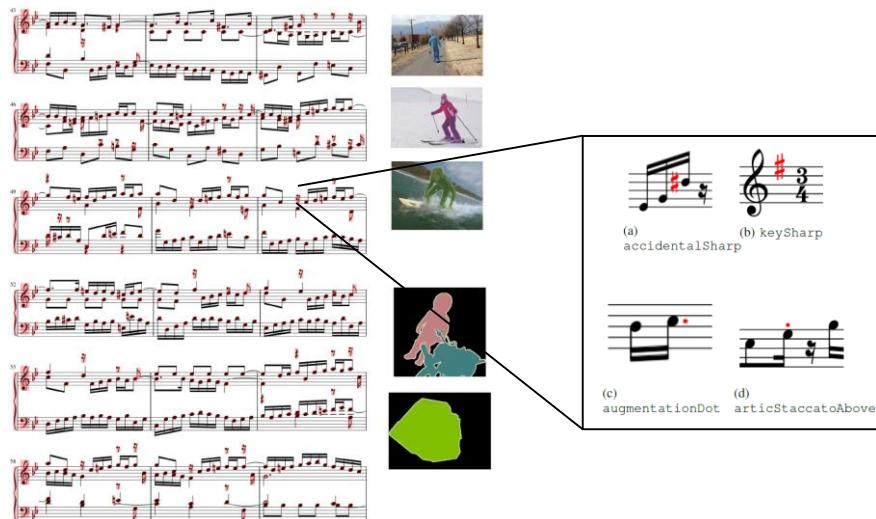
Tuggener, Elezi, Schmidhuber, Pelillo & Stadelmann (2018). «DeepScores – A Dataset for Segmentation, Detection and Classification of Tiny Objects». ICPR'2018.

4. Music scanning – challenges & solutions



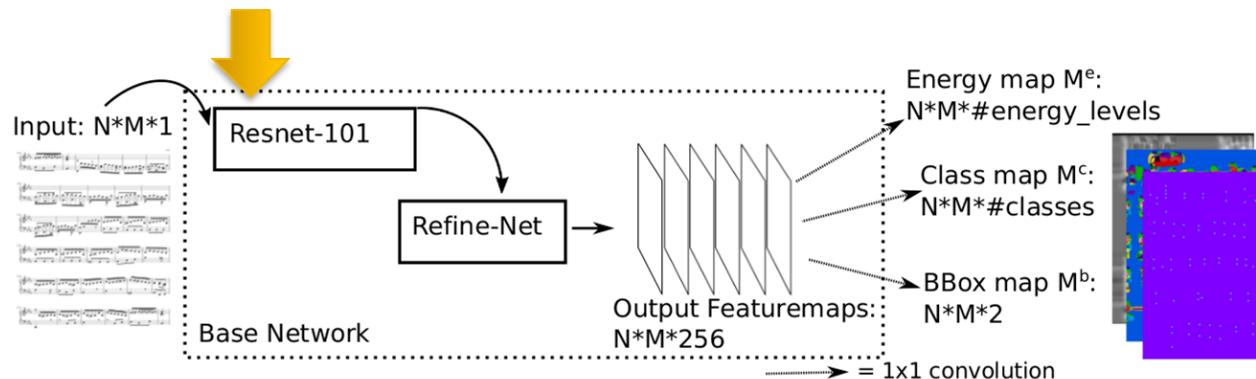
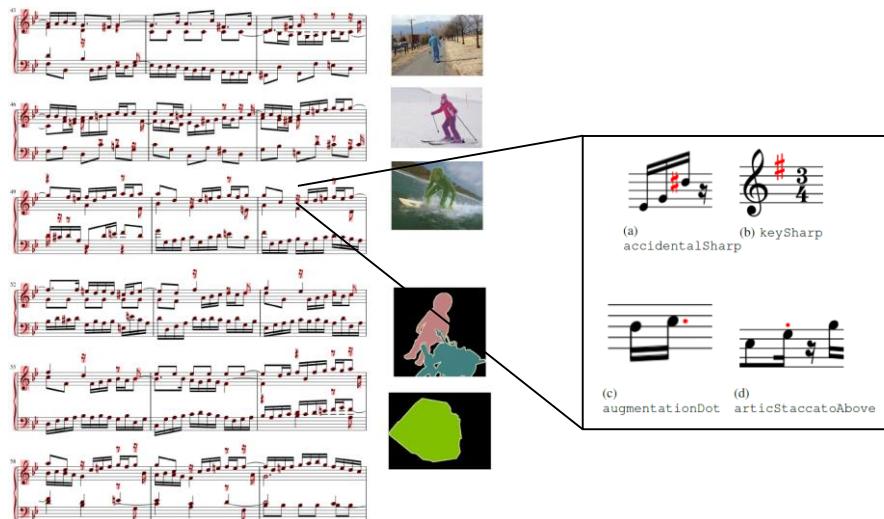
Tuggener, Elezi, Schmidhuber, Pelillo & Stadelmann (2018). «DeepScores – A Dataset for Segmentation, Detection and Classification of Tiny Objects». ICPR'2018.

4. Music scanning – challenges & solutions



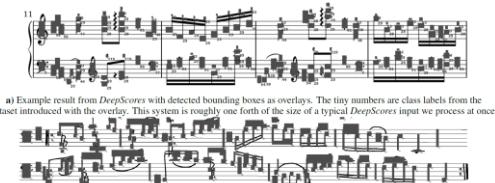
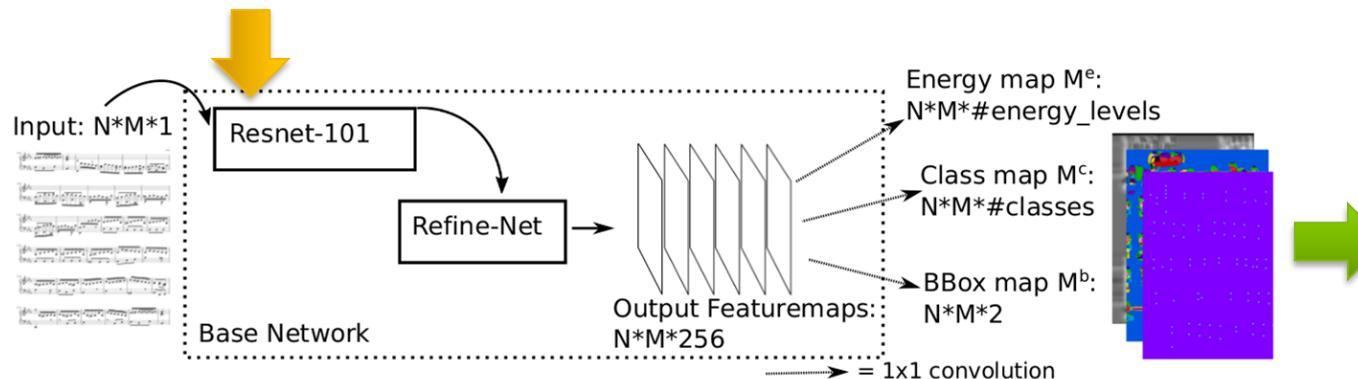
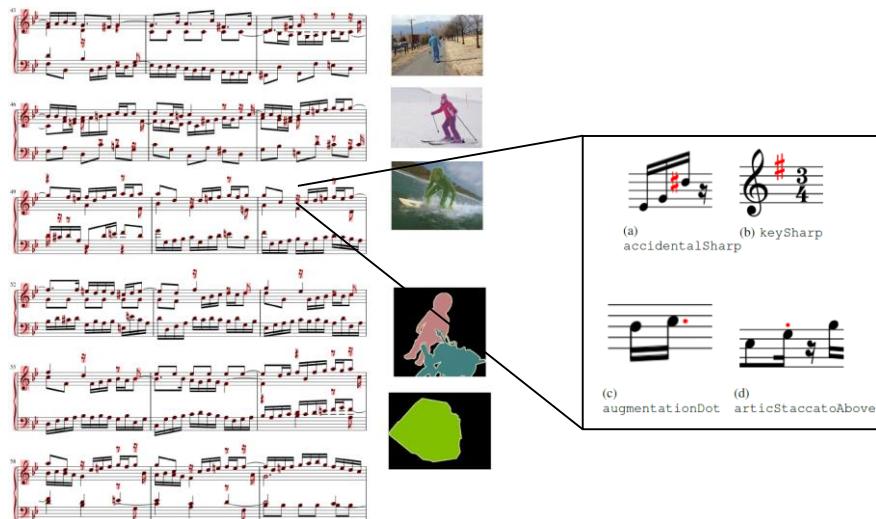
Tuggener, Elezi, Schmidhuber, Pelillo & Stadelmann (2018). «DeepScores – A Dataset for Segmentation, Detection and Classification of Tiny Objects». ICPR'2018.

4. Music scanning – challenges & solutions



Tuggener, Elezi, Schmidhuber, Pelillo & Stadelmann (2018). «DeepScores – A Dataset for Segmentation, Detection and Classification of Tiny Objects». ICPR'2018.
Tuggener, Elezi, Schmidhuber & Stadelmann (2018). «Deep Watershed Detector for Music Object Recognition». ISMIR'2018.

4. Music scanning – challenges & solutions



a) Example result from DeepScores with detected bounding boxes as overlays. The tiny numbers are class labels from the dataset introduced with the overlay. This system is roughly one forth of the size of a typical DeepScores input we process at once.



b) Example result from MuSCIMA++ with detected bounding boxes and class labels as overlays. This system is roughly one half of the size of a typical processed MuSCIMA++ input. The images are random picks amongst inputs with many symbols.

Tuggener, Elezi, Schmidhuber, Pelillo & Stadelmann (2018). «DeepScores – A Dataset for Segmentation, Detection and Classification of Tiny Objects». ICPR'2018.
Tuggener, Elezi, Schmidhuber & Stadelmann (2018). «Deep Watershed Detector for Music Object Recognition». ISMIR'2018.

4. Music scanning – industrialization (Work in progress)

Recent results on **class imbalance** and **robustness** challenges

1. Added sophisticated **data augmentation** in every page's margins



2. Put additional effort (and compute) into hyperparameter **tuning** and **longer training**
3. Trained also on scanned (more **real-worldish**) scores



→ Improved our **mAP** from 16% (on purely synthetic data) to 73% on more challenging real-world data set (additionally, using Pacha et al.'s evaluation method as a 2nd benchmark: from 24.8% to 47.5%)

Elezi, Tuggener, Pelillo & Stadelmann (2018). «DeepScores and Deep Watershed Detection: current state and open issues». WoRMS @ ISMIR'2018.
Pacha, Hajic, Calvo-Zaragoza (2018). «A Baseline for General Music Object Detection with Deep Learning». Appl. Sci. 2018, 8, 1488, MDPI.

Lessons learned 4/4



Loss shaping

- Usually necessary to **enable learning** of very complex target functions

*“Initially, the training was **unstable** [...] if directly trained on the **combined weighted loss**. Therefore, we now **train** [...] on each of the **three tasks separately**.*

*We further observed that while the network gets trained on the bounding box prediction and classification, the energy level predictions get worse. To avoid this, the network is **fine-tuned only for the energy level loss** [...]. Finally, the network is retrained on the combined task [...] for a few thousand iterations [...].”*

- This includes **encoding expert knowledge** manually into the model architecture or training setup

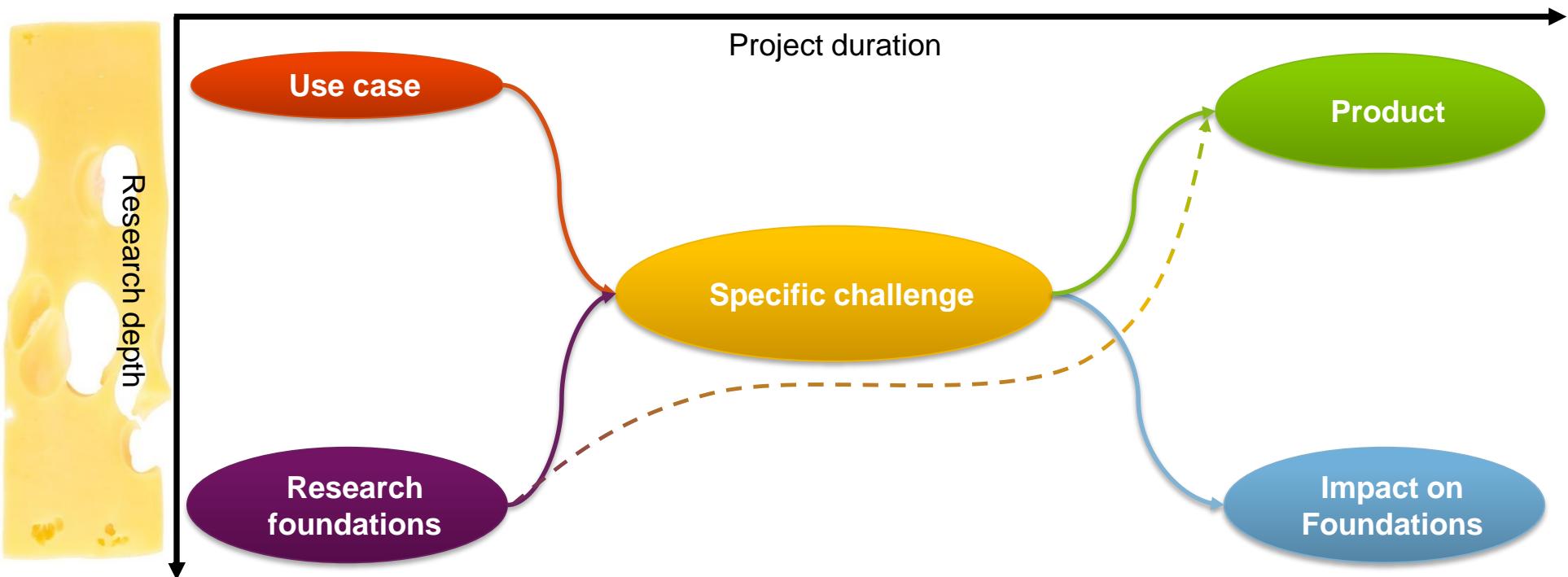
*“The **size of the anomaly** in classifying balloon catheters as good or bad is **quite decisive**. Thus, rescaling the training images is not allowed, and we used a fixed size window around the center of each defect to extract the training images.”*

Stadelmann, Amirian, Arabaci, Arnold, Duivesteijn, Elezi, Geiger, Lörwald, Meier, Rombach & Tuggener (2018). «Deep Learning in the Wild». ANNPR'2018.

Hypothesis: basic & applied research converge

Speed of “digital” innovation makes complementary skills necessary *at the same time*:

- *Rigor* to come up with completely new methodical approaches
- *Creativity* to solve completely new scenario, thereby “filling wholes”



Conclusions



- **Latest research is applied** and deployed in «normal» businesses (non-AI, SME)
- It does not need big-, but some **data (effort usually underestimated)**
- DL/RL **training** for new use cases **can be tricky** (→ needs thorough experimentation)
- The **simultaneity** of research types **A^{pplied}** and **B^{asic}** speaks out loud for **collaboration**



On me:

- Prof. AI/ML, head ZHAW Datalab, board SGAICO & Data+Service
- thilo.stadelmann@zhaw.ch
- +41 58 934 72 08
- <https://stdm.github.io/>



On the topics:

- AI: <https://sgaico.swissinformatics.org/>
- Data+Service Alliance: www.data-service-alliance.ch
- Collaboration: datalab@zhaw.ch

➔ Happy to answer questions & requests.

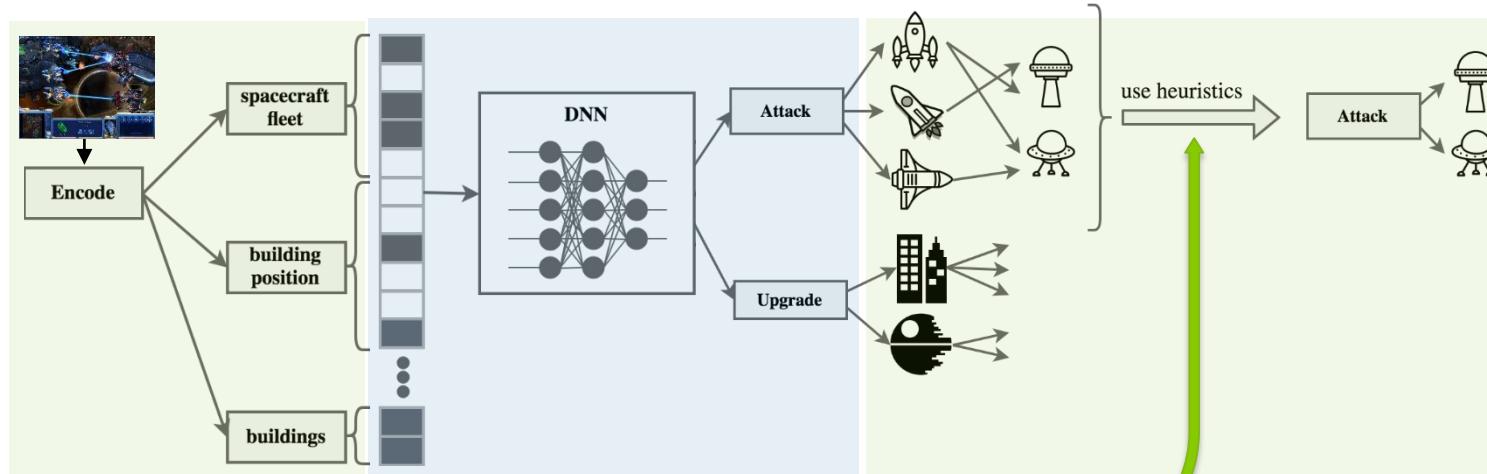


APPENDIX

5. Game playing (work in progress)



5. Game playing – challenges & solutions (work in progress)



Reinforcement learning: deep Q network

Large discrete action space → use heuristic

- makes exploration difficult
- elongates training time



Delayed and sparse reward → do reward shaping

- sequence of actions crucial to get a reward

Distance encoding → use reference points

Transfer Learning → difficult: more complex environment needs other action sequence

Stadelmann, Amirian, Arabaci, Arnold, Duivesteijn, Elezi, Geiger, Lörwald, Meier, Rombach & Tuggener (2018). «Deep Learning in the Wild». ANNPR'2018.

6. Automated machine learning

(work in progress)

The project

- Target: in-house solution of industrial partner to improve turnover in standard analytics projects
- Challenge: optimize hyperparameters smarter than with well initialized random perturbations
- Idea: use reinforcement learning to meta-learn from past analytics projects

Initial experiments

Dataset	Task	Metric	Auto-Sklearn		TPOT		DSM	
			Validation	Test	Validation	Test	Validation	Test
Cadata	Regression	Coefficient Of Determination	0.7913	0.7801	0.8245	0.8017	0.7078	0.7119
Christine	Binary Classification	Balanced Accuracy Score	0.7380	0.7405	0.7435	0.7454	0.7362	0.7146
Digits	Multiclass Classification	Balanced Accuracy Score	0.9560	0.9556	0.9500	0.9458	0.8900	0.8751
Fabert	Multiclass Classification	Accuracy Score	0.7245	0.7193	0.7172	0.7006	0.7112	0.6942
Helena	Multiclass Classification	Balanced Accuracy Score	0.3404	0.3434	0.2654	0.2667	0.2085	0.2103
Jasmine	Binary Classification	Balanced Accuracy Score	0.7987	0.8348	0.8188	0.8281	0.8020	0.8371
Madeline	Binary Classification	Balanced Accuracy Score	0.8917	0.8769	0.8885	0.8620	0.7707	0.7686
Philippine	Binary Classification	Balanced Accuracy Score	0.7787	0.7486	0.7839	0.7646	0.7581	0.7406
Sylvine	Binary Classification	Balanced Accuracy Score	0.9414	0.9454	0.9512	0.9493	0.9414	0.9233
Volkert	Multiclass Classification	Accuracy Score	0.7174	0.7101	0.6429	0.6327	0.5220	0.5153
Average Performance			0.7678	0.7654	0.7586	0.7497	0.7048	0.6991

Stadelmann, Amirian, Arabaci, Arnold, Duivesteijn, Elezi, Geiger, Lörwald, Meier, Rombach & Tuggener (2018). «Deep Learning in the Wild». ANNPR'2018.

7. Condition monitoring

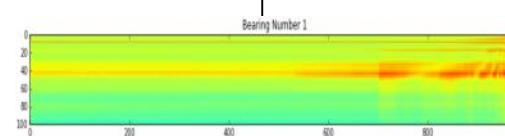
Maintaining machines on predicted failure only

We use machine learning approaches for anomaly detection to learn the normal state of each machine and deviations of it purely from observed sensor signals; the approach combines classic and industry-proven features with e.g. deep learning auto-encoders.

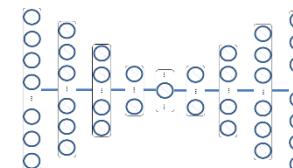
vibration sensors



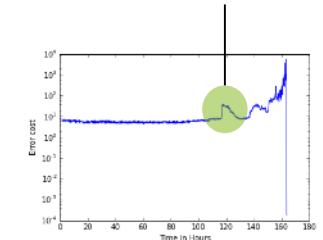
feature extraction



e.g., RNN autoencoder

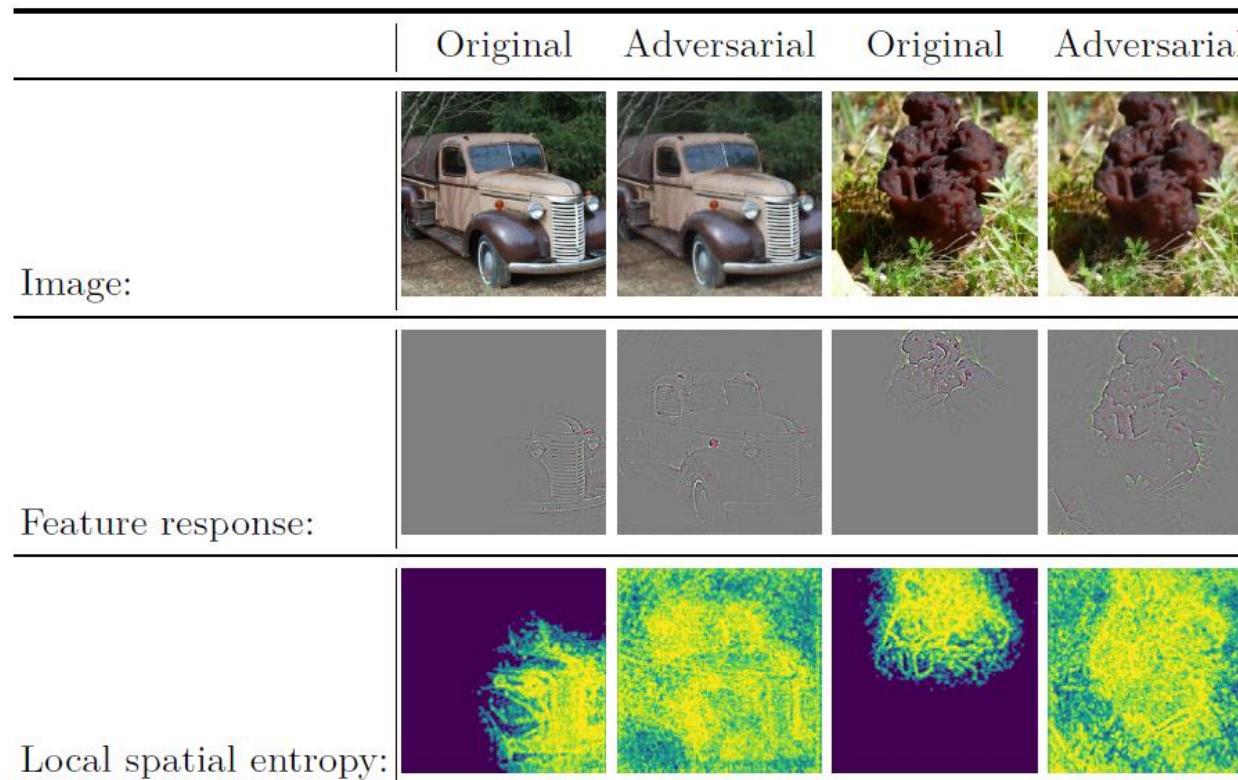


early detection of fault

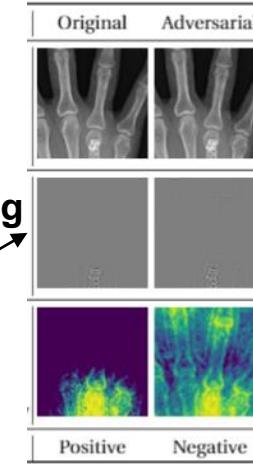


Stadelmann, Tolkachev, Sick, Stampfli & Dürr (2018). «*Beyond ImageNet - Deep Learning in Industrial Practice*». In: Braschler et al., «*Applied Data Science*», Springer.

8. Trace & detect adversarial attacks ...using average local spatial entropy of feature response maps



Amirian, Schwenker & Stadelmann (2018). «*Trace and Detect Adversarial Attacks on CNNs using Feature Response Maps*». ANNPR'2018.



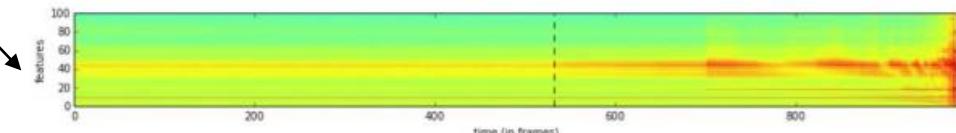
ML @ Information Engineering Group

Institute of Applied Information Technology, ZHAW School of Engineering

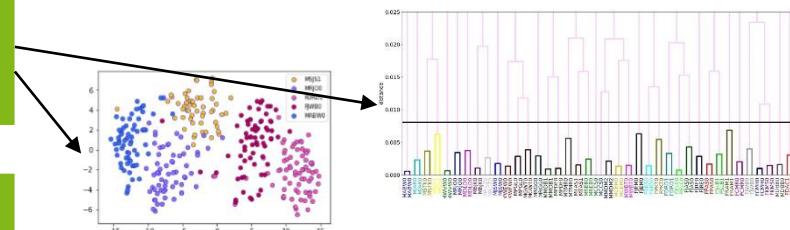


Machine learning-based Pattern Recognition

Robust Deep Learning



Voice Recognition



Document Analysis



Learning to Learn & Control

