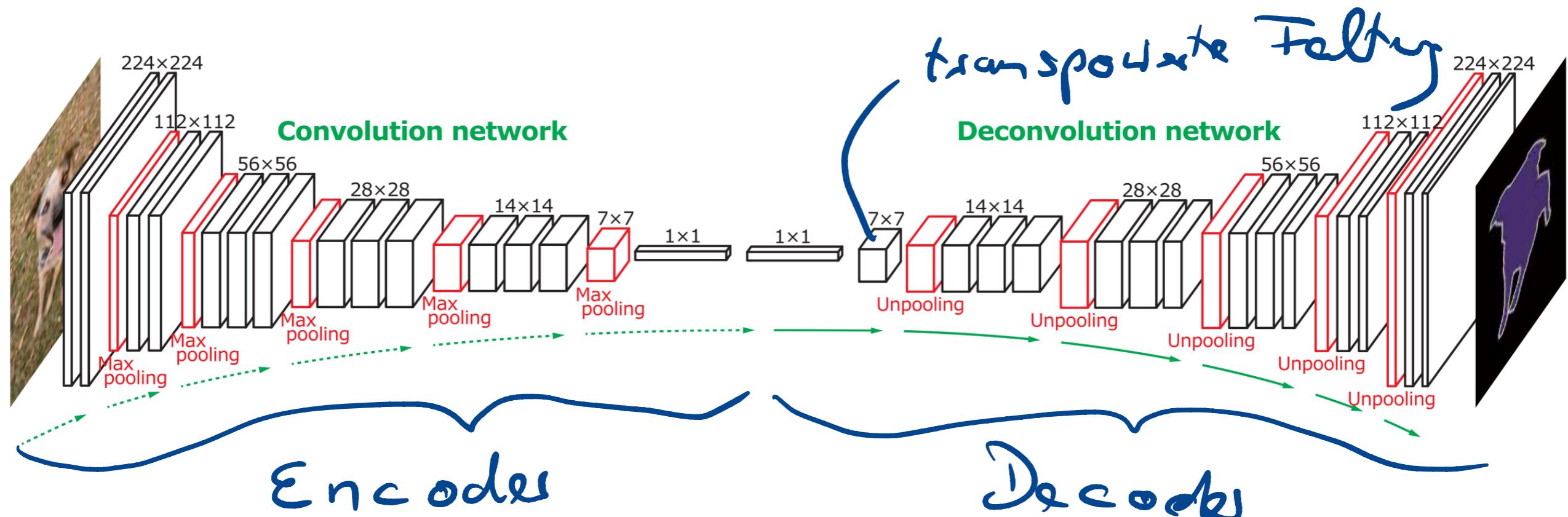
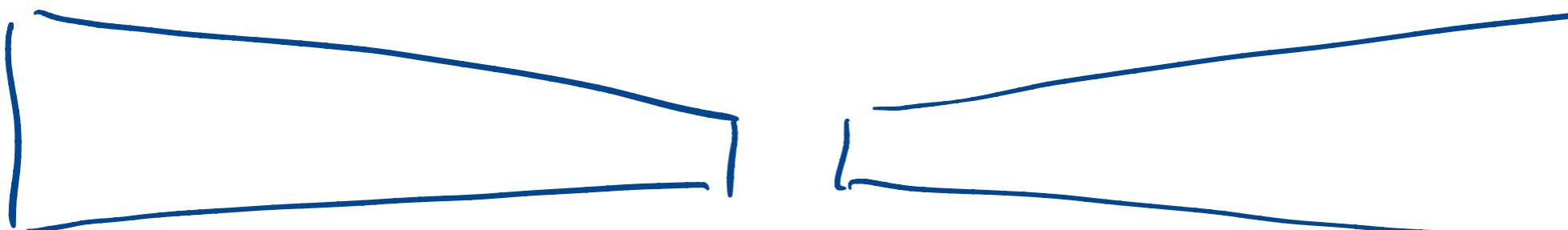


Semantische Segmentierung

Deconvolution Net



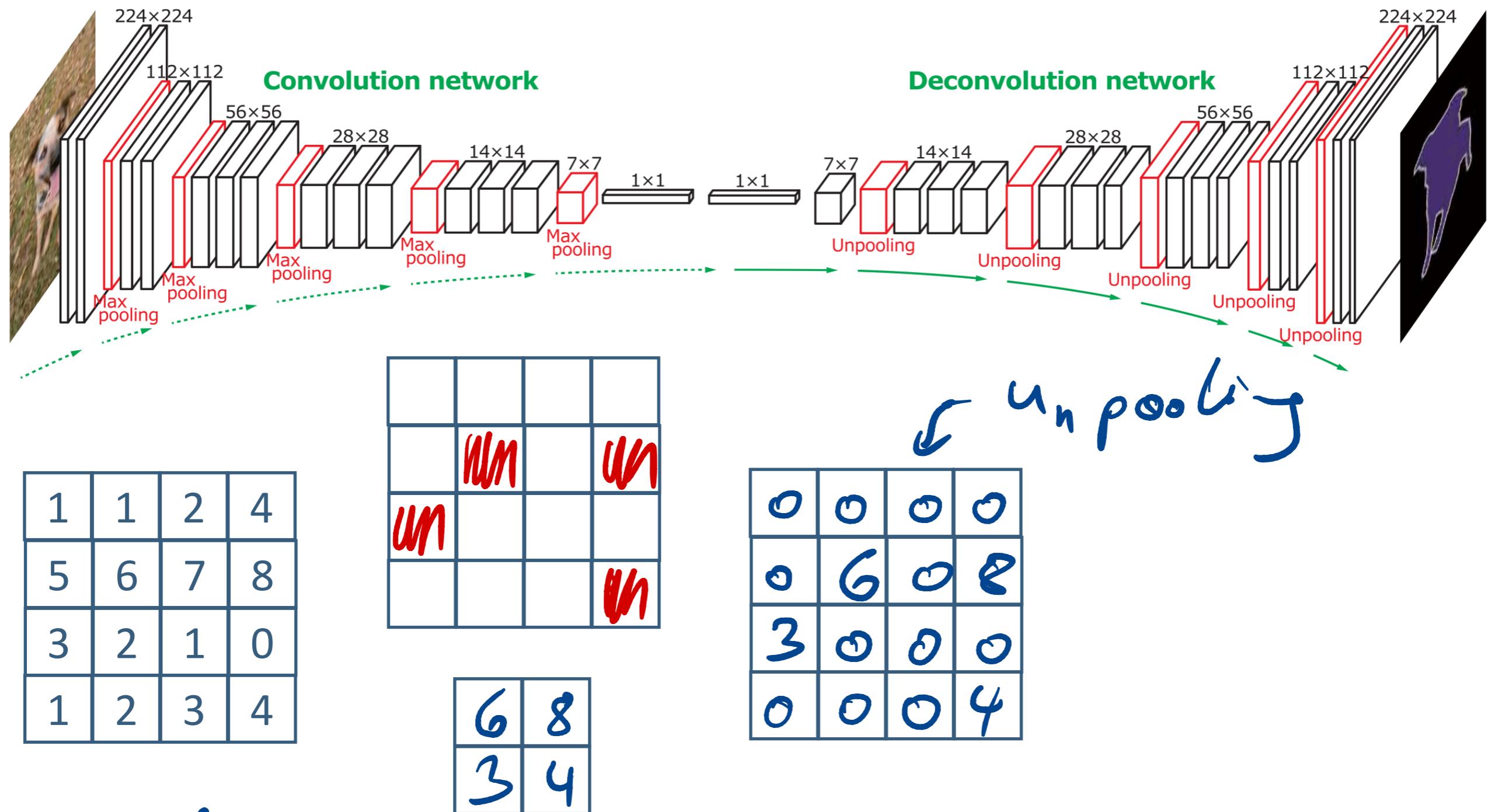
Hourglass - Network



© Noh et al., 2015

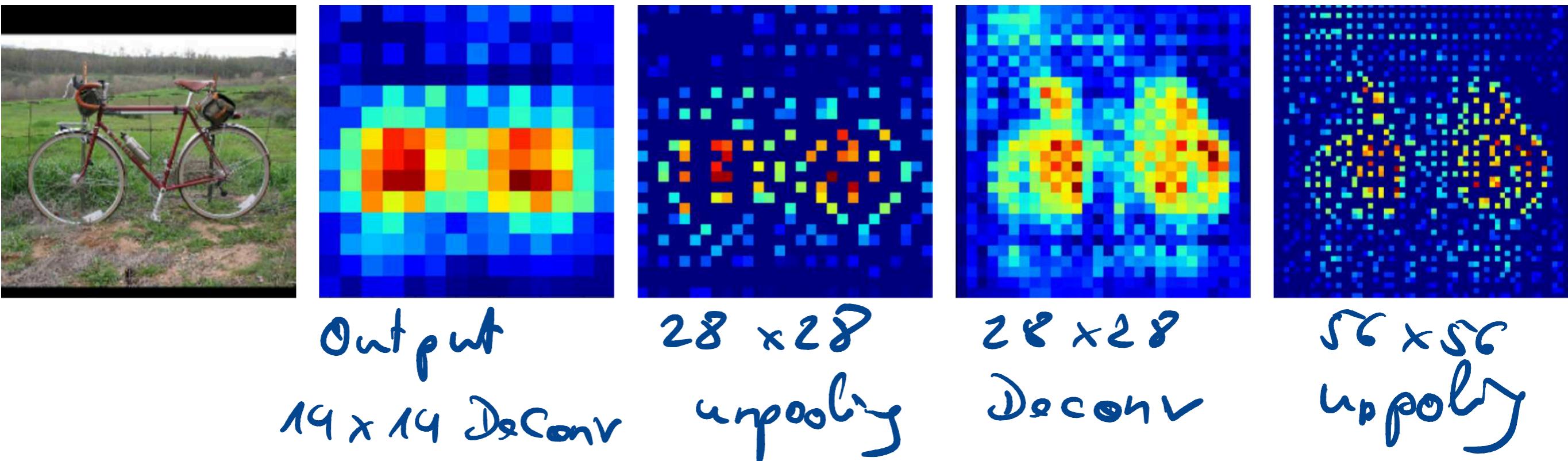
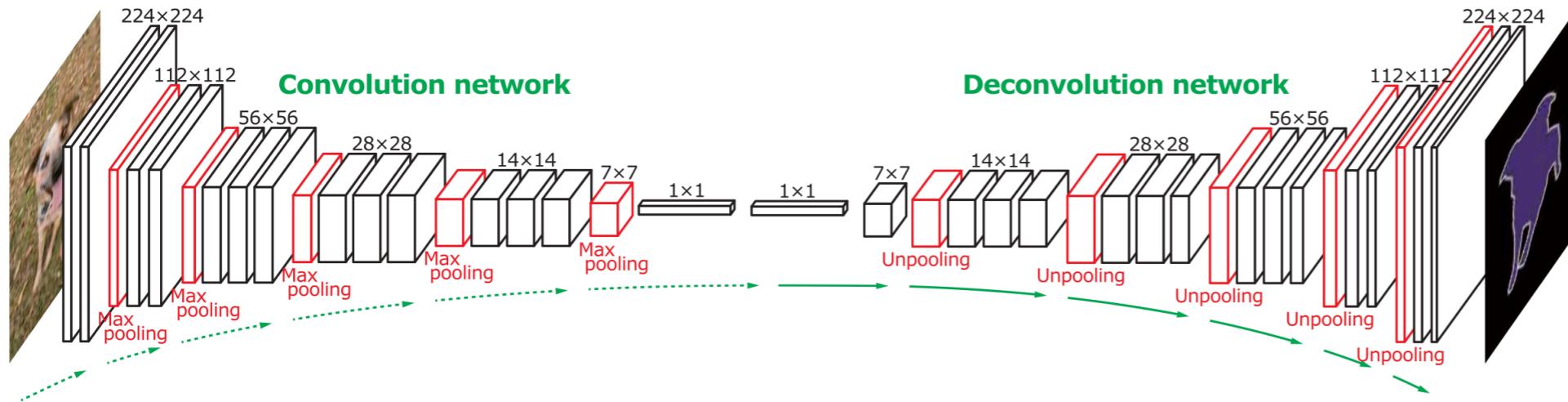
Semantische Segmentierung

Deconvolution Net



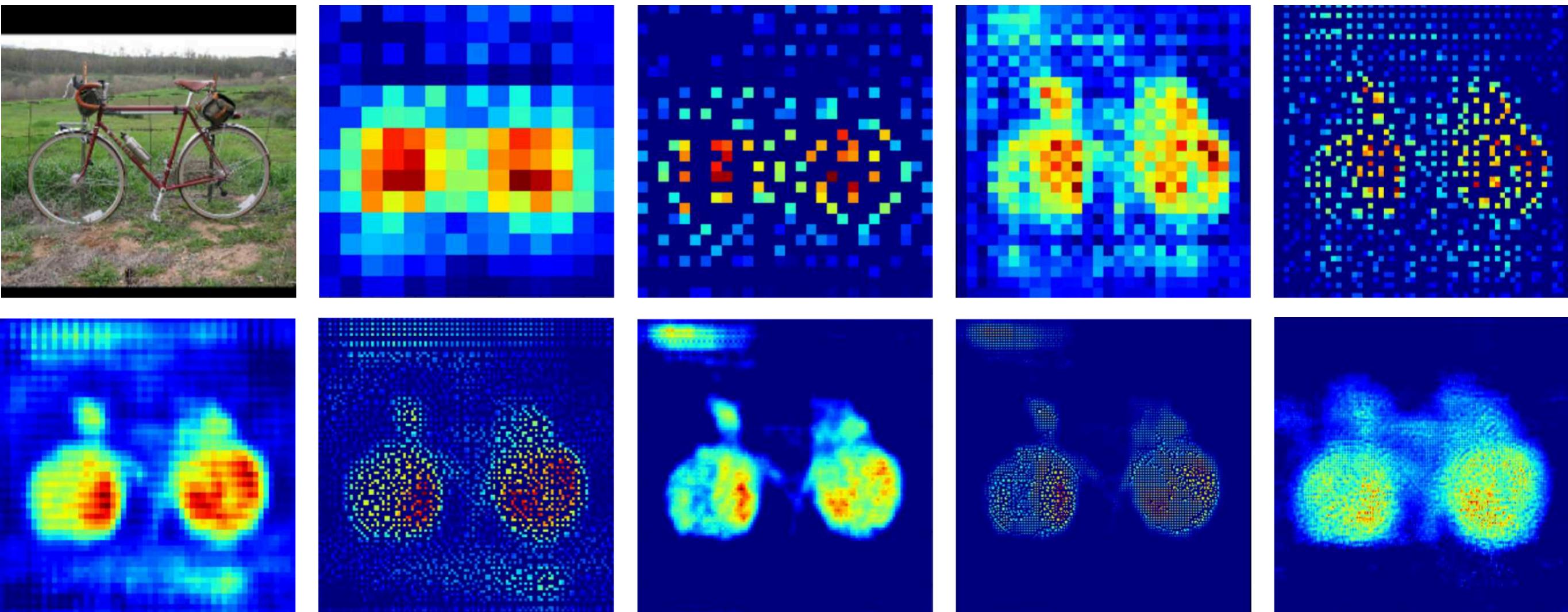
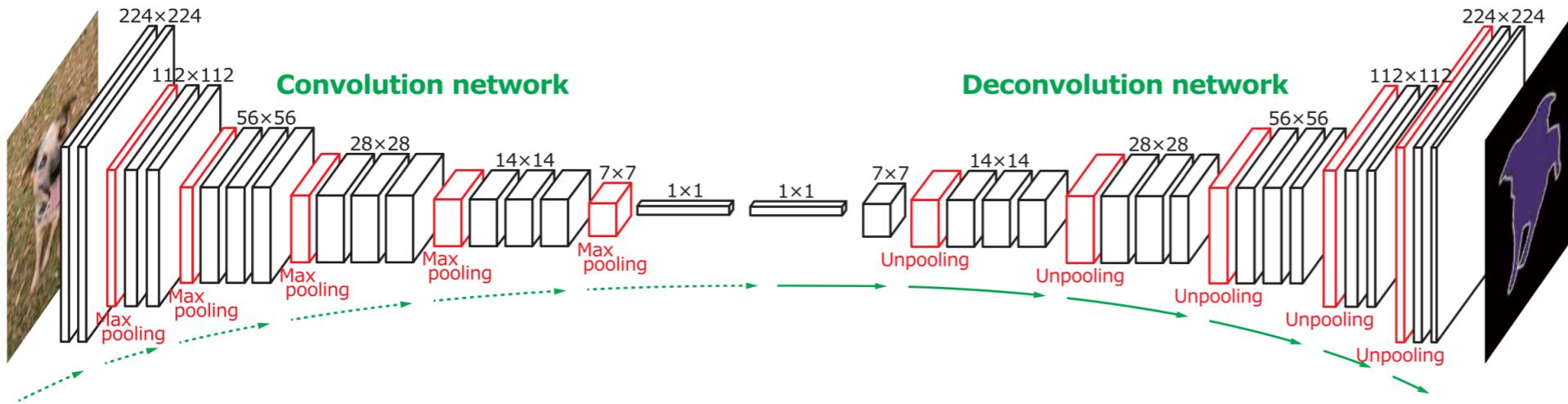
© Noh et al., 2015

Semantische Segmentierung



© Noh et al., 2015

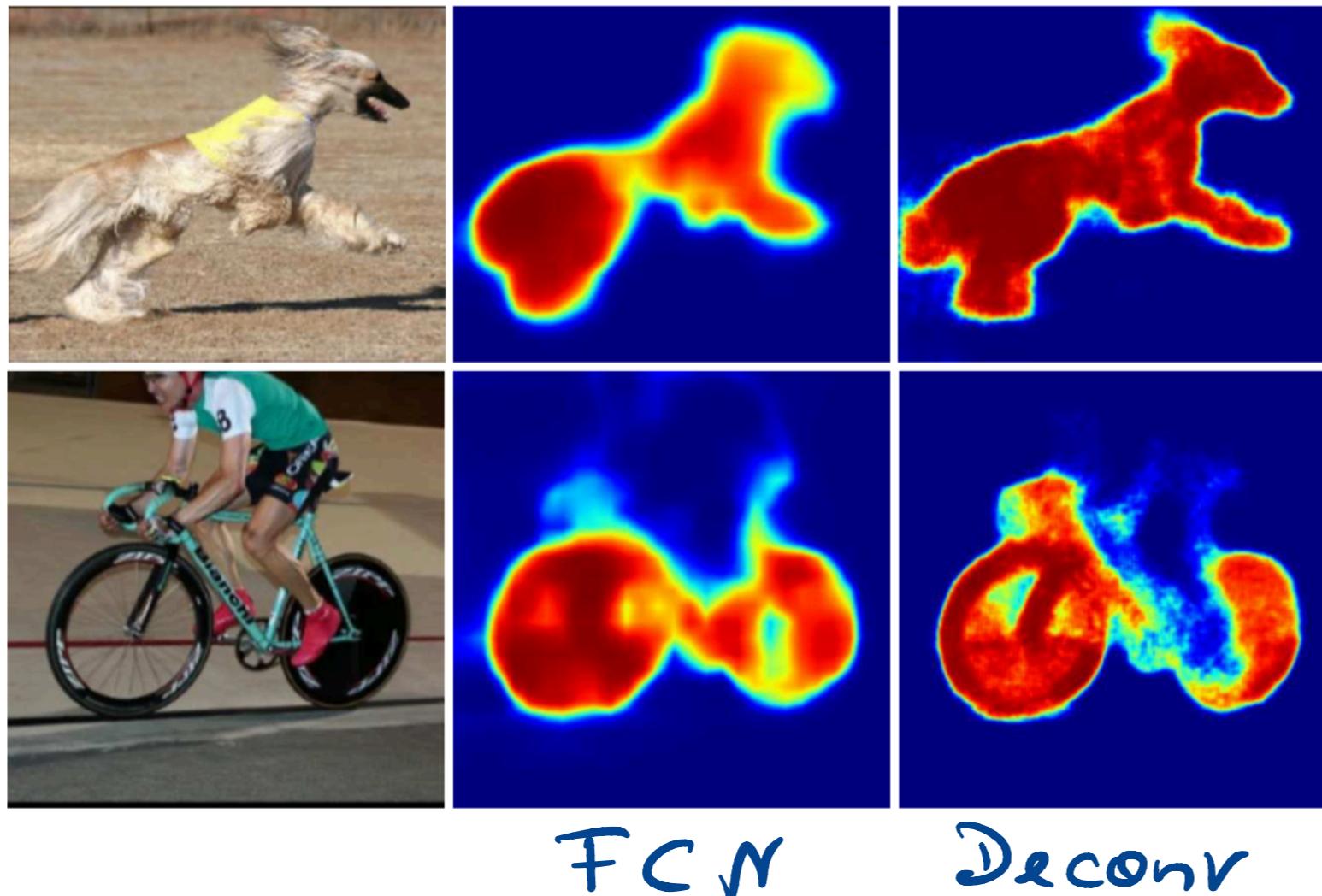
Semantische Segmentierung



© Noh et al., 2015

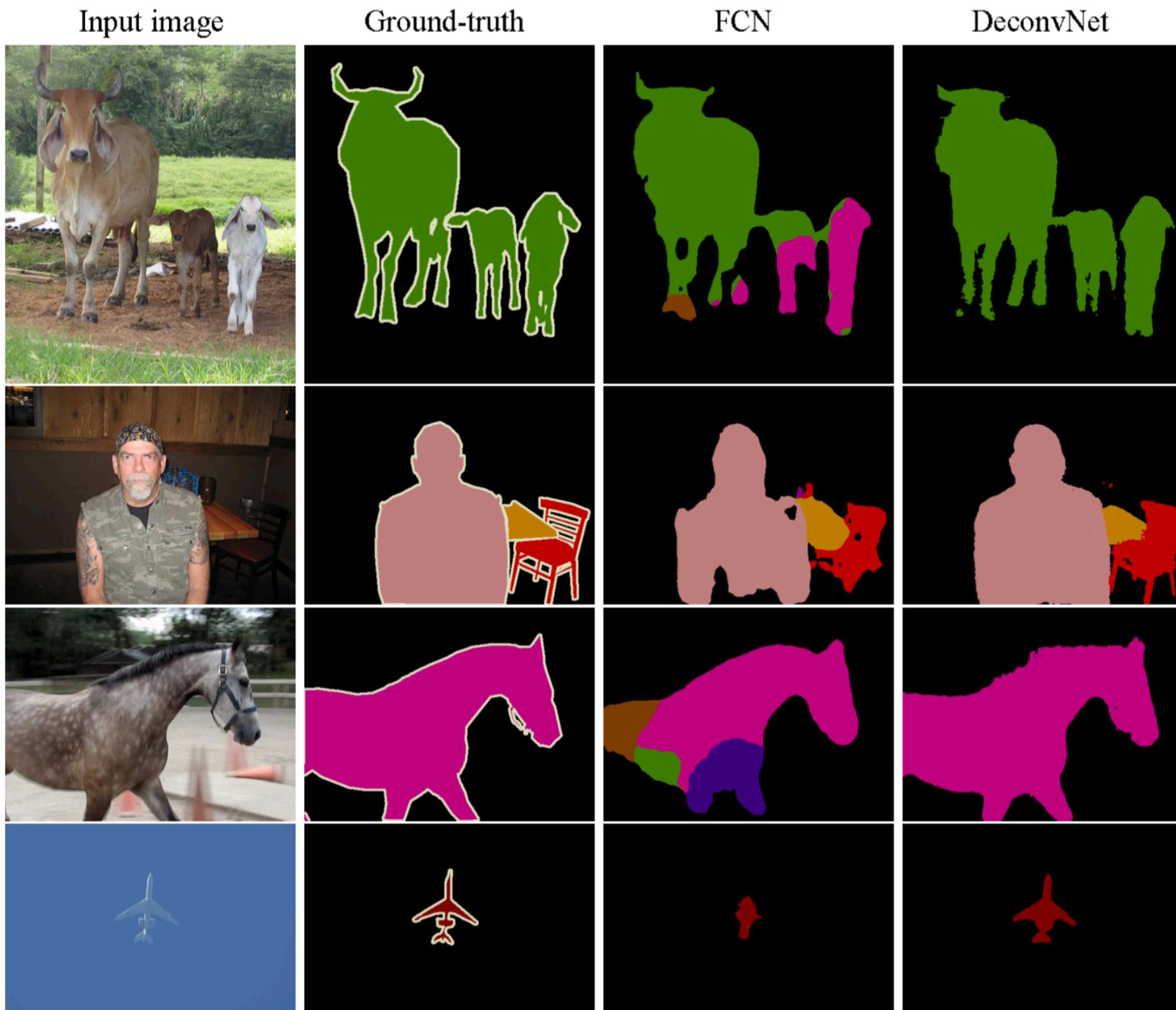
Semantische Segmentierung

Vergleich FCN und Deconvolution Net



Semantische Segmentierung

Vergleich FCN und Deconvolution Net

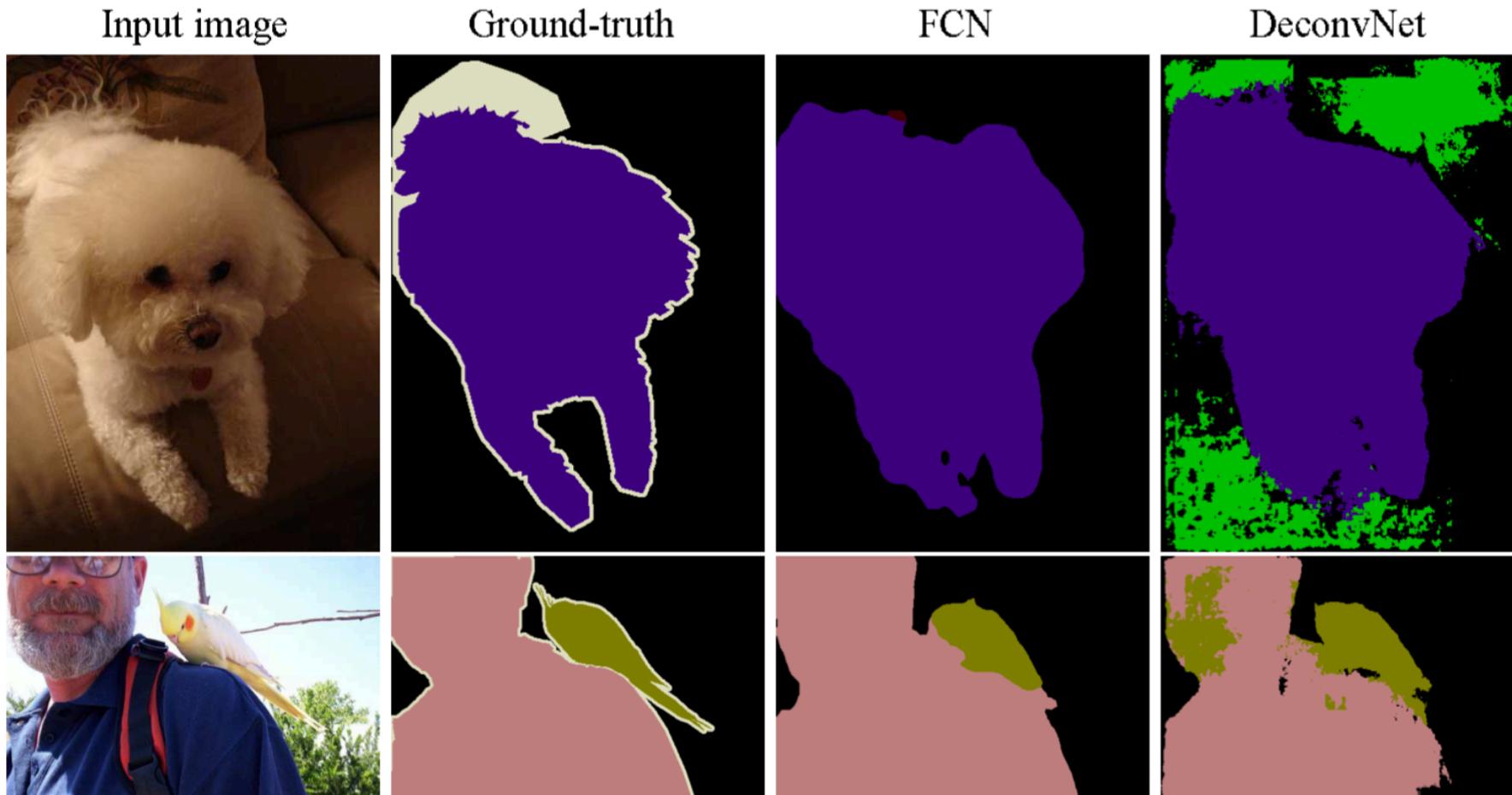


Beispiele
Deconv Net
ist besser als
FCN

© Noh et al., 2015

Semantische Segmentierung

Vergleich FCN und Deconvolution Net



Beispiel: FCN ist besser als Deconv

Semantische Segmentierung

U-Net

≡ Google Scholar

MICCAI

U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation

O Ronneberger, P Fischer, T Brox - International Conference on Medical ..., 2015 - Springer

... We demonstrate the application of the **u-net** to three different segmentation tasks. The first

... The **u-net** (averaged over 7 rotated versions of the input data) achieves without any further ...

☆ Speichern ⚡ Zitieren Zitiert von: 50479 Ähnliche Artikel Alle 30 Versionen In BibTeX importieren

7200 / Jahr

5525 / Jahr Zugriffstat.: 22.10.22

600 / Monat

460 / Monat

133 / Woche

106 / Woche

19 / Tag

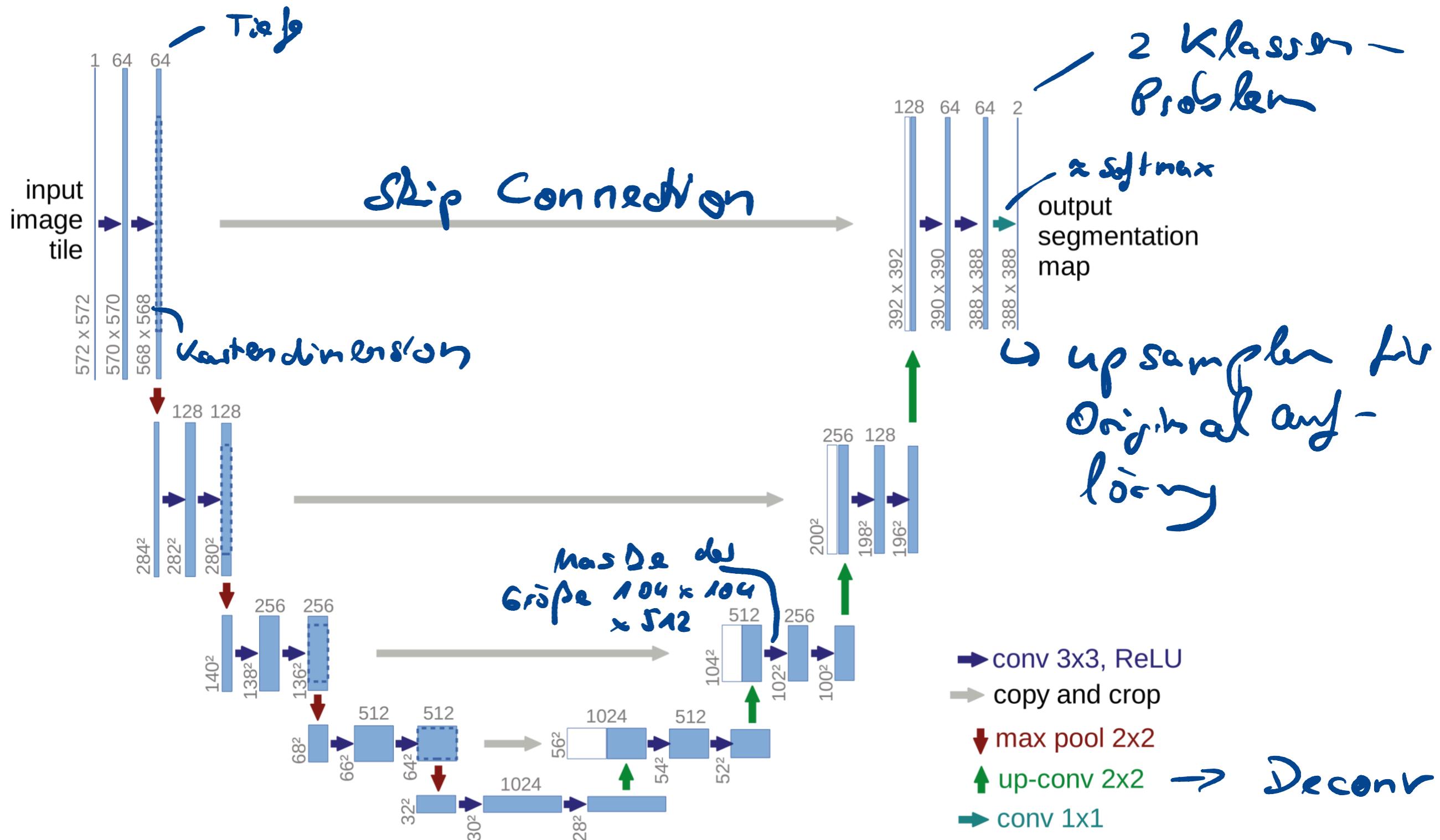
15 / Tag

2022

2021

Semantische Segmentierung

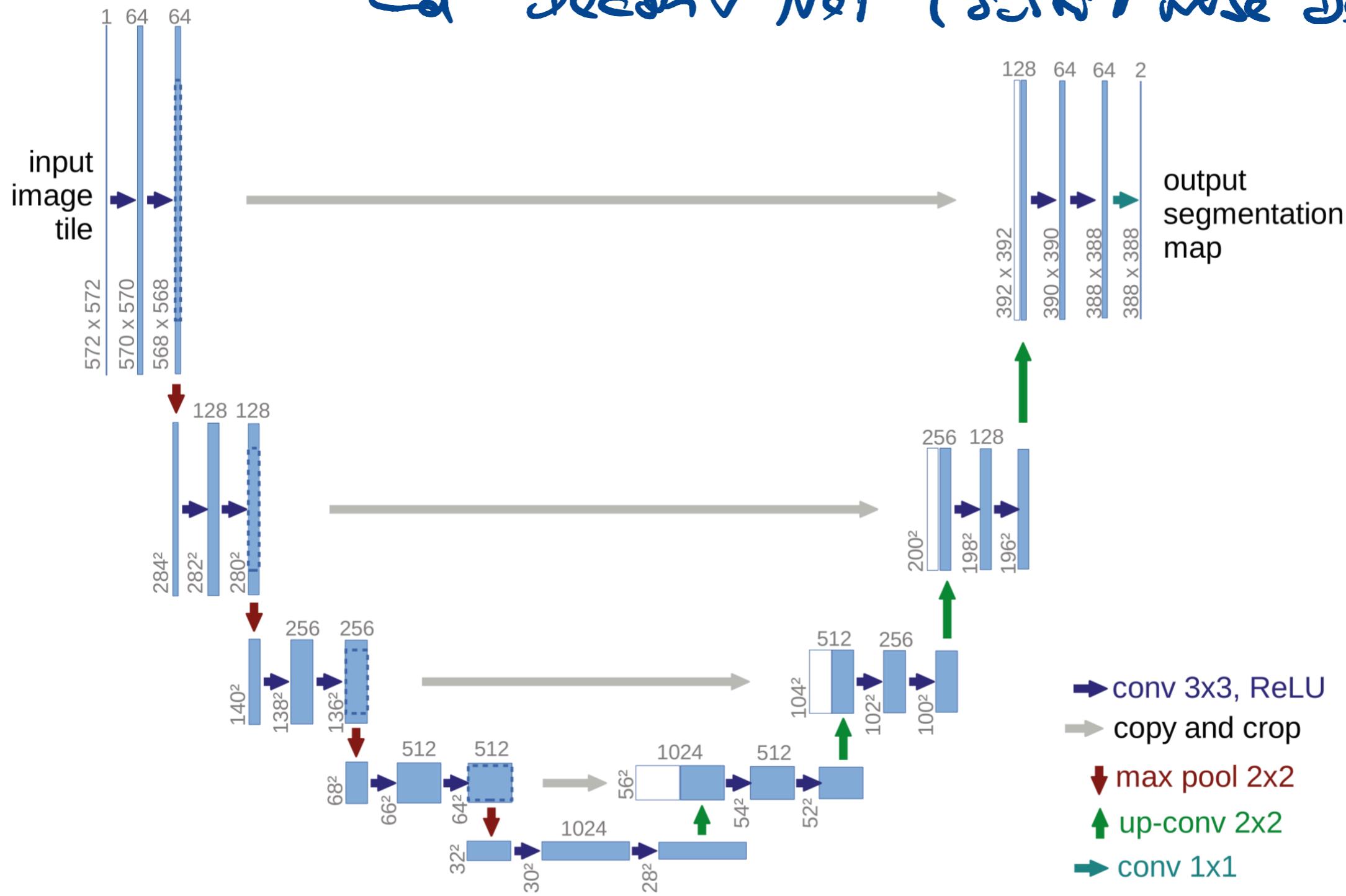
U-Net



© Ronneberger et al., 2015

Semantische Segmentierung

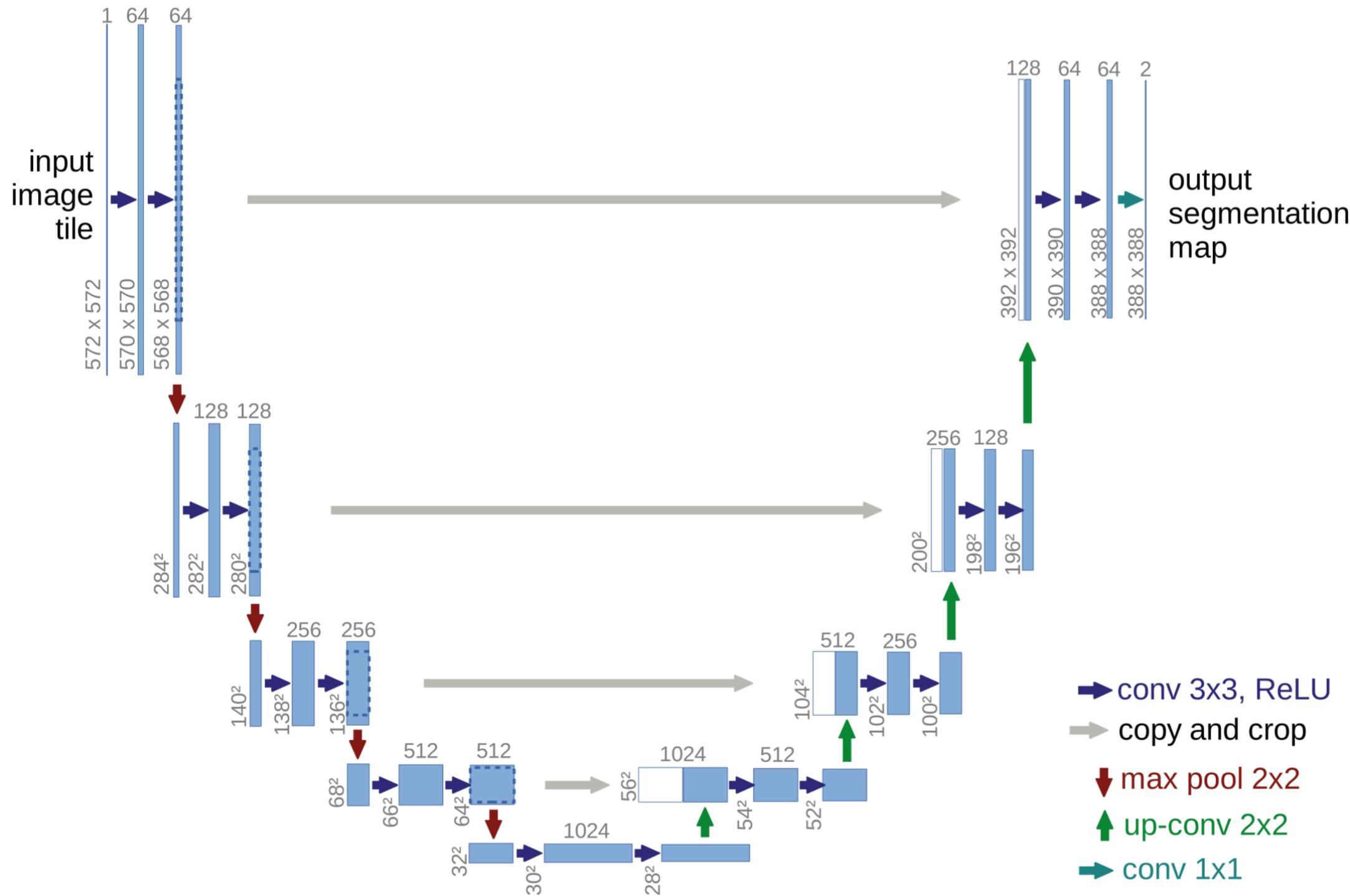
U-Net



Konträr dazu aus FCN (Skip Connection)
und Deconv Net (schichtweise Decoderolution)

Semantische Segmentierung

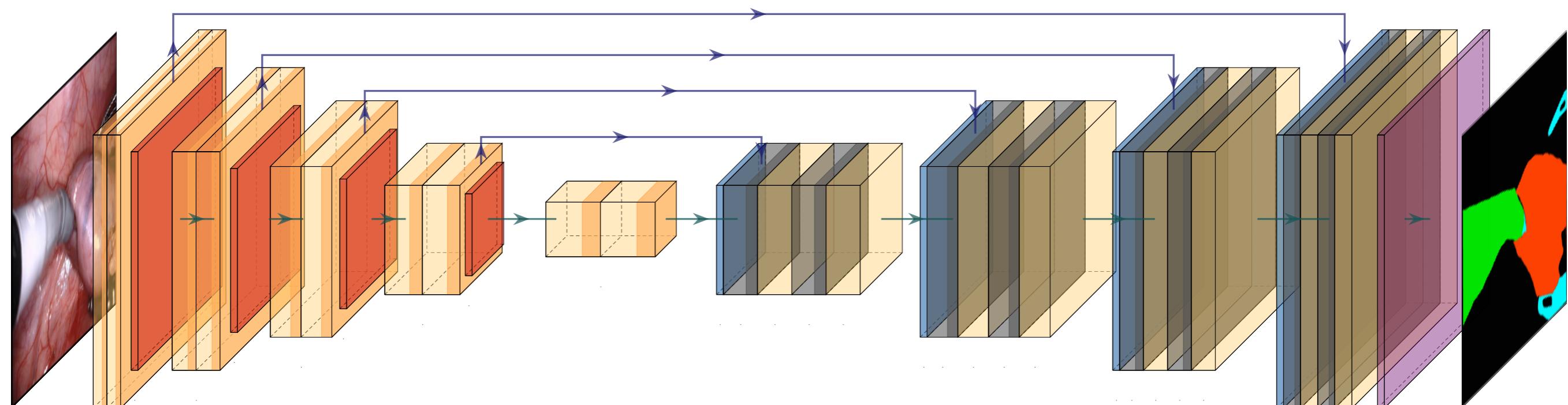
U-Net



© Ronneberger et al., 2015

Semantische Segmentierung

U-Net

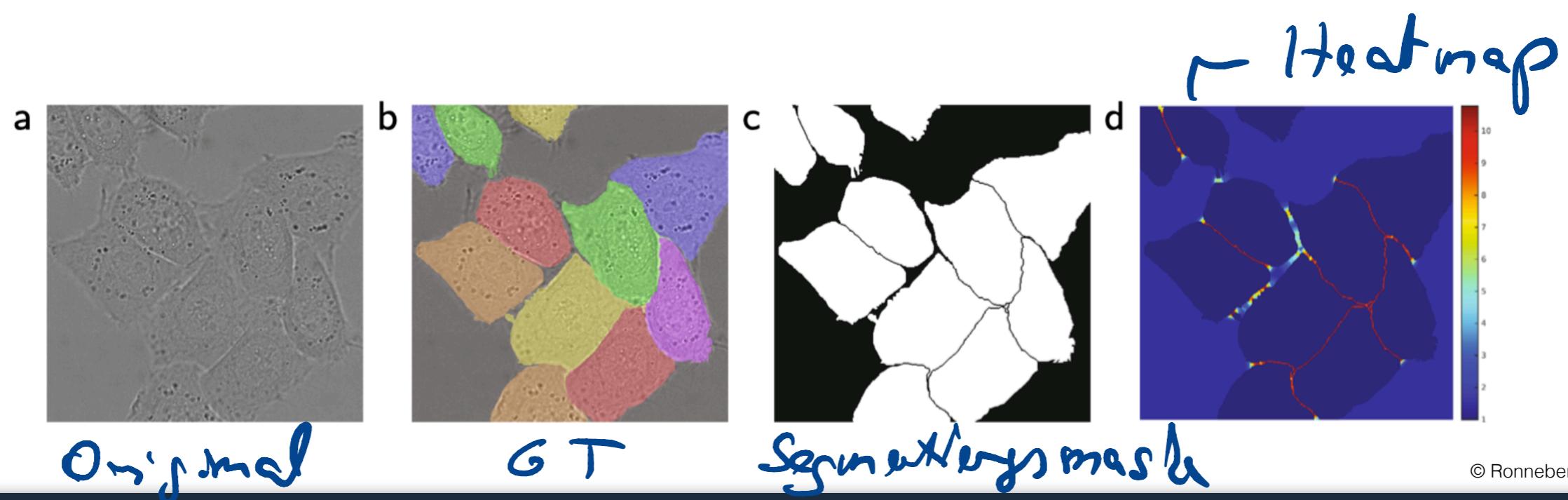


© Ronneberger et al., 2015

Semantische Segmentierung

U-Net

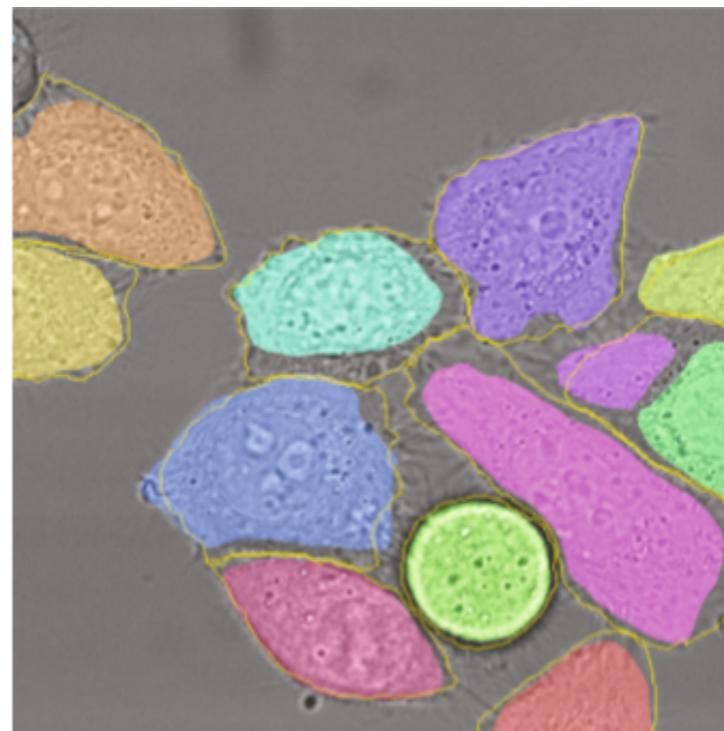
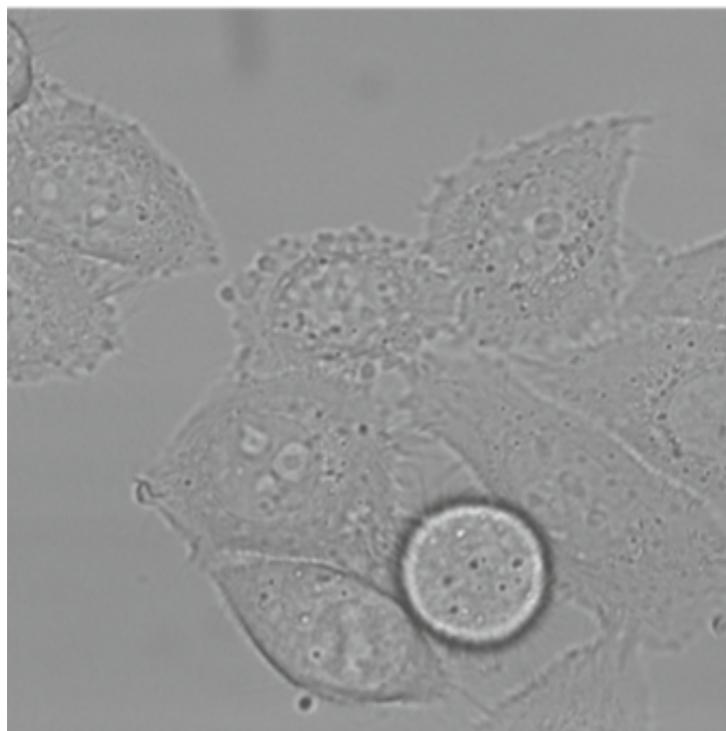
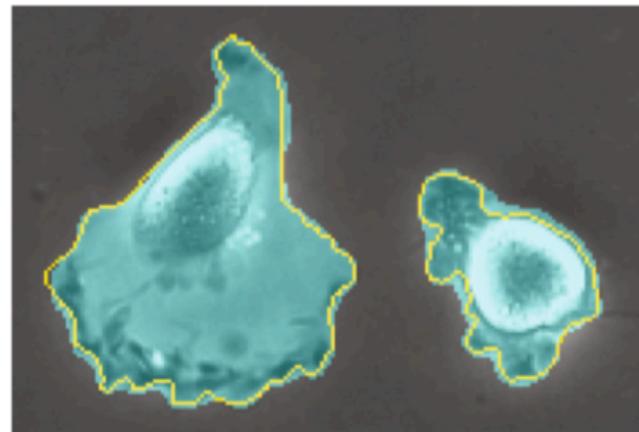
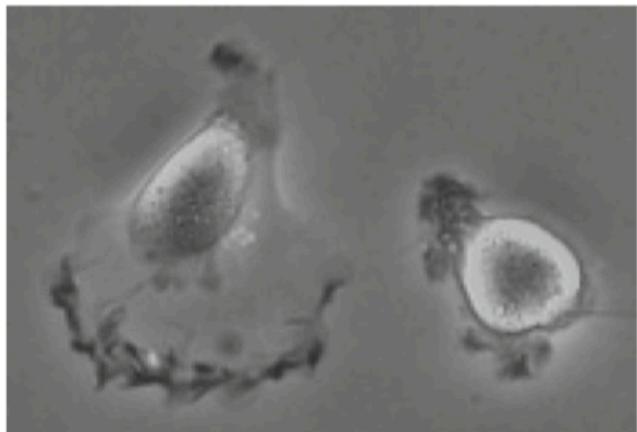
- ↳ Batch Size 1
- ↳ Loss: Cross Entropy Loss (pixel wise)
- ↳ Augmentation: Shift, Rotation, Hellinger-Distanz, nicht-lineare Deformation



© Ronneberger et al., 2015

Semantische Segmentierung

U-Net



© Ronneberger et al., 2015

Semantische Segmentierung

nnU-Net

no new U-Net

↳ Fabian Isensee (DKFZ Herfordsg)

⇒ Anpassung des U-Net auf reale Probleme

- Verarbeitung

- Architektur

- Training

ABER: Eine echte Veränderung der
Architektur

2019: Gewinner der Decathlon-Challenge

⇒ 10 Applikationen, 7 vorab benannt

⇒ separates Training für jede Applikation

Semantische Segmentierung

nnU-Net

Adaption an Inputgröße

484x512x512 für Leber vs. 36x50x35 für Hippocampus



Größe der Mini-Batches

Architektur: Zahl der Faltungsschichten bzw. der Pooling-Operationen

↳ max.: 'Pooling-
Operatoren'

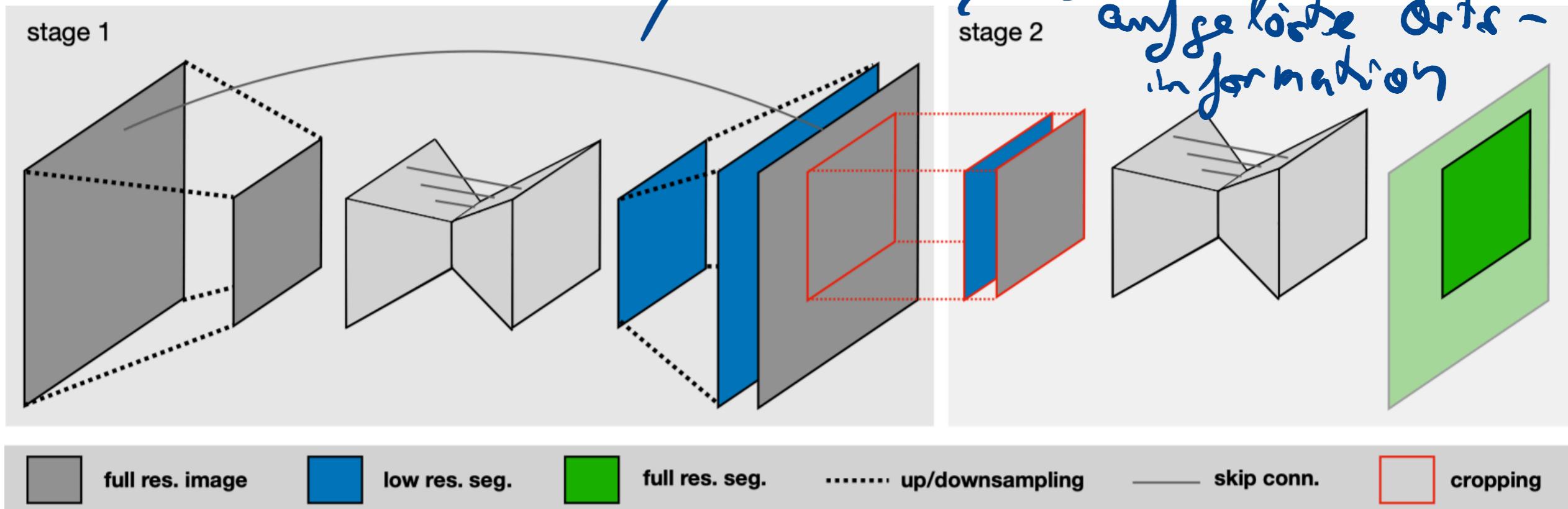
Semantische Segmentierung

nnU-Net

Adaption an Inputgröße

Architektur: U-Net Cascade

zu 3D-Daten



© Isensee et al., 2020

Semantische Segmentierung

nnU-Net

Adaption an Inputgröße

Größe der Mini-Batches

Architektur (Zahl der Faltungsschichten, Cascade)

Preprocessing

Crop

Resampling

Normalisierung

— auf $\text{Bew} \neq 0$

— auf Median-Spacing aller Daten

zur CT: Extrem werte clippen, dann Normalisieren

→ Mittelwert abziehen, durch Standardabweichung teilen

Semantische Segmentierung

nnU-Net

Adaption an Inputgröße

Größe der Mini-Batches

Architektur (Zahl der Faltungsschichten, Cascade)

Preprocessing

Crop

Resampling

Normalisierung

Jes MRT : patienten spezifisch normalisieren

weil : MRT - Werte sind nicht standardisiert

Semantische Segmentierung

nnU-Net

Adaption an Inputgröße

Größe der Mini-Batches

Architektur (Zahl der Faltungsschichten, Cascade)

Preprocessing

Crop

Resampling

Normalisierung

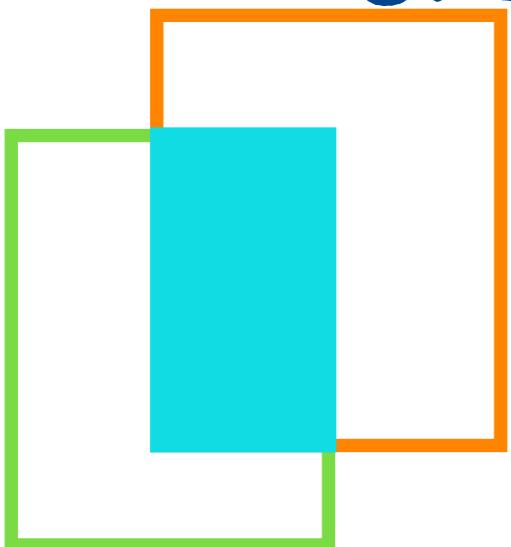
Training

$$\text{Loss: } D = D_{dice} + D_{CE}$$

A handwritten diagram above the equation. It shows a plus sign with a diagonal line through it, with the word "Dice - Loss" written above it and "Cross - Entropy - Loss" written below it, connected by a downward-sloping line.

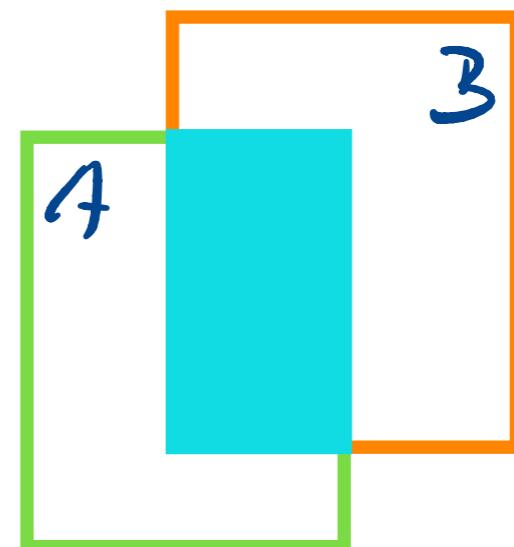
Semantische Segmentierung

Intersection of Union
~~over~~

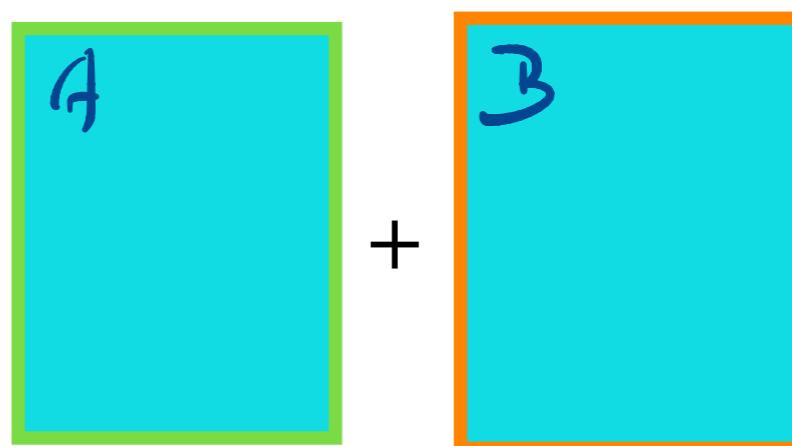


$$\frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Dice



$$\frac{2 \cdot |A \cap B|}{|A| + |B|}$$

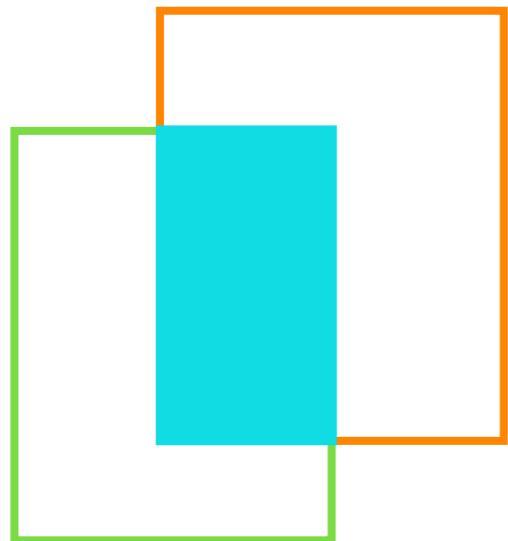


- sind positiv Korreliert
⇒ Dice liefert eher Mittelwert über alle Einzel er -
genässen
⇒ 1. u bestraft stärker einen schlechten Ausriß w

Semantische Segmentierung

Dice-Loss

$$D_{\text{dice}} = \frac{2}{|K|} \sum_{k \in K} \frac{\sum_{i \in I} u_{i,k} v_{i,k}}{\sum_{i \in I} u_{i,k} + \sum_{i \in I} v_{i,k}}$$



K : Zahl der Klassen
 I : Zahl der Pixel im Trainingsbatch

u : Softmax - Prediction des Netzes

v : Ground-Truth: 1-hot - encoded



Semantische Segmentierung

nnU-Net

Adaption an Inputgröße

Größe der Mini-Batches

Architektur (Zahl der Faltungsschichten, Cascade)

Preprocessing

Crop

Resampling

Normalisierung

Training

Loss: $D = D_{dice} + D_{CE}$

Mini-Batches:

mindestens eine Vordergrundklasse pro Mini-Batch

Segmentierungsnetzwerke

1. U-Net
2. DeepLab



Einschub: Conditional Random Field

Anwendung: Sequenzklassifikation

$$S(a_k) = \frac{e^{a_k}}{\sum_j e^{a_j}} \quad \text{mit } a_k = \sum_{j=0}^{P_{l-1}} \hat{w}_{kj}^l \cdot z_j^{l-1}$$

und l ist letzte Logit-Schicht

$p(\hat{y}^{(t)} | \mathbf{x}^{(t)}; \hat{w})$ – a-posteriori
w' Deikt
Ergebnis eines NNs

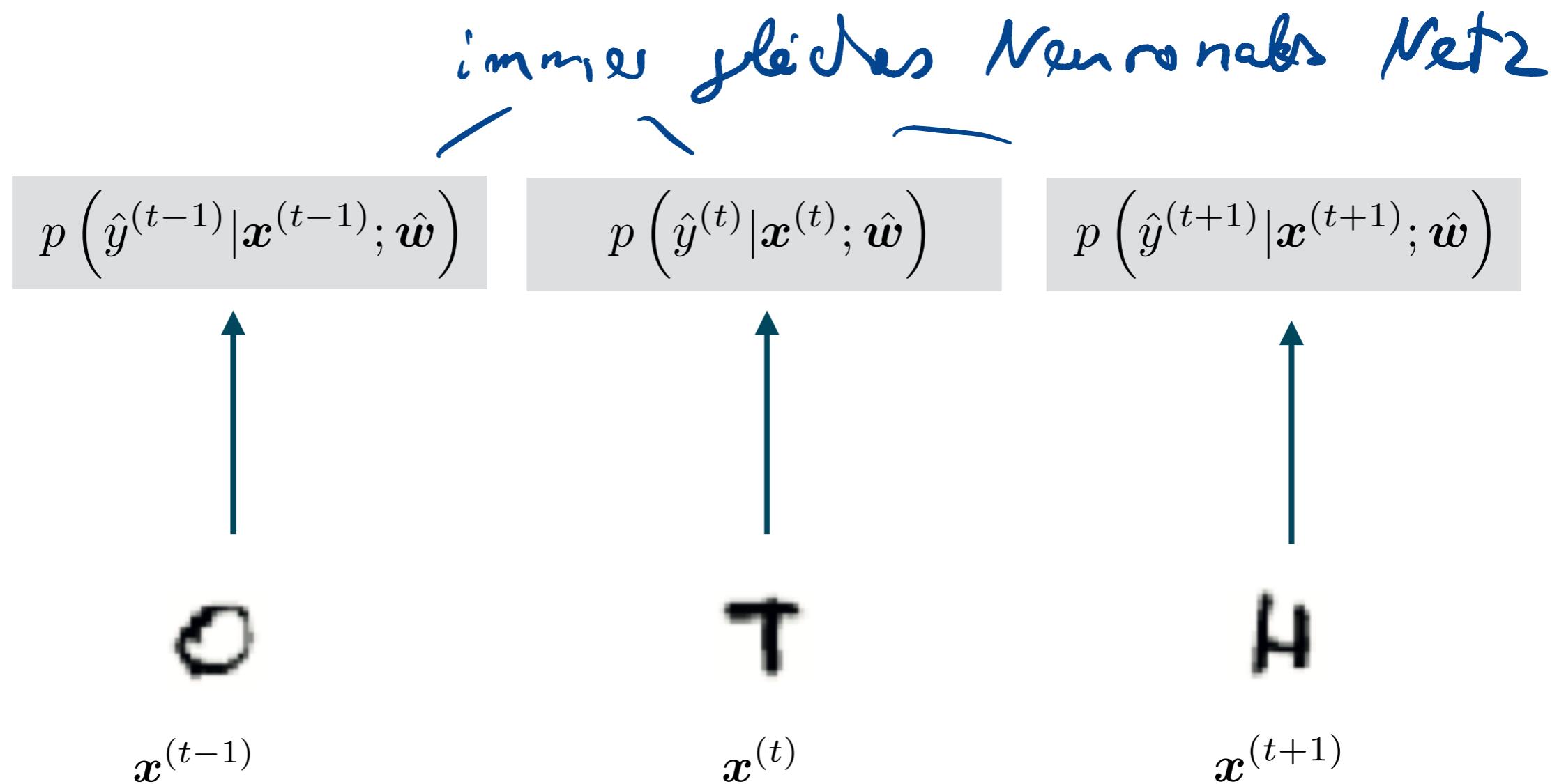
T

$\mathbf{x}^{(t)}$

© H. Larochelle

Einschub: Conditional Random Field

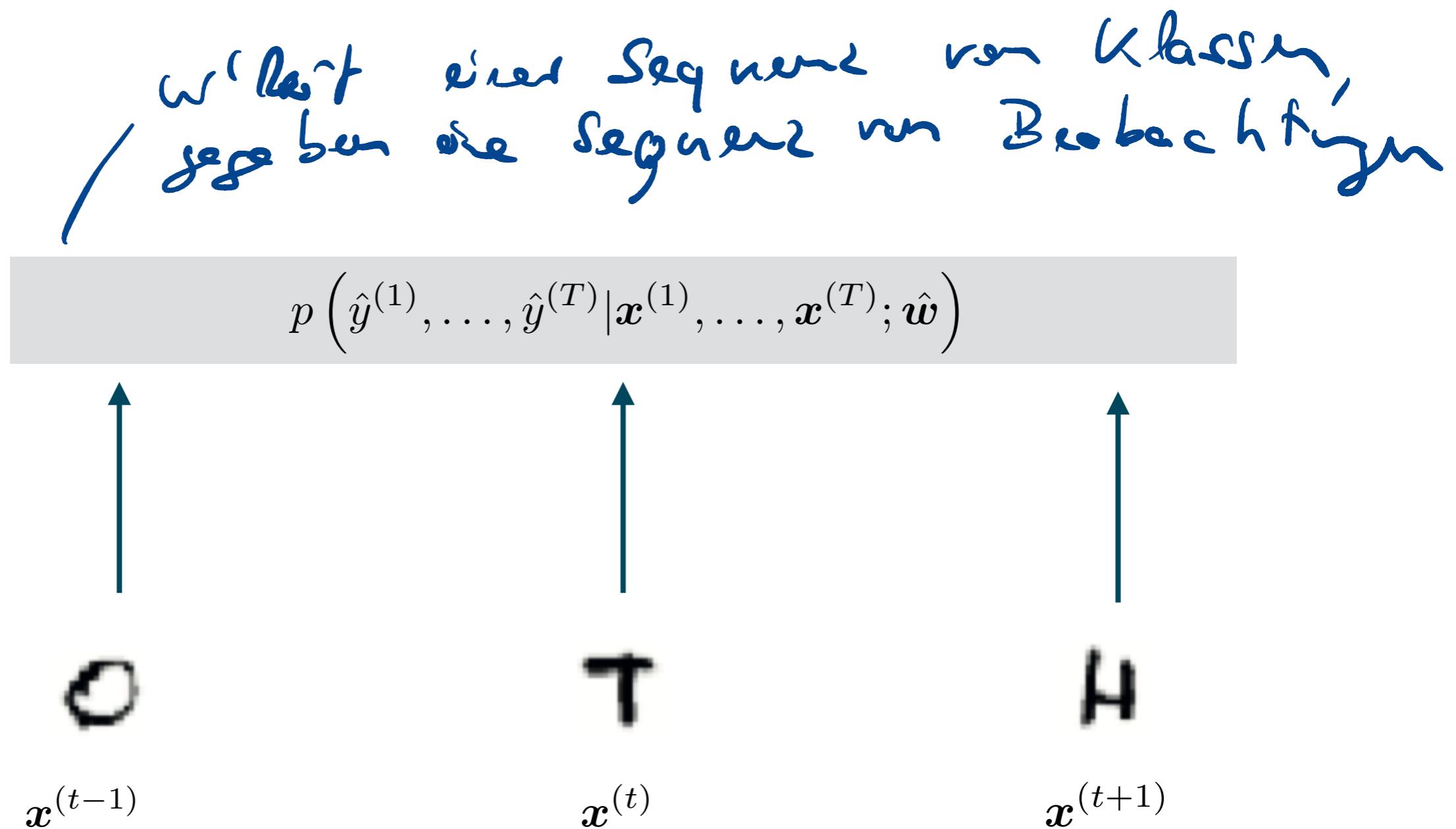
Anwendung: Sequenzklassifikation



© H. Larochelle

Einschub: Conditional Random Field

Anwendung: Sequenzklassifikation



© H. Larochelle

Einschub: Conditional Random Field

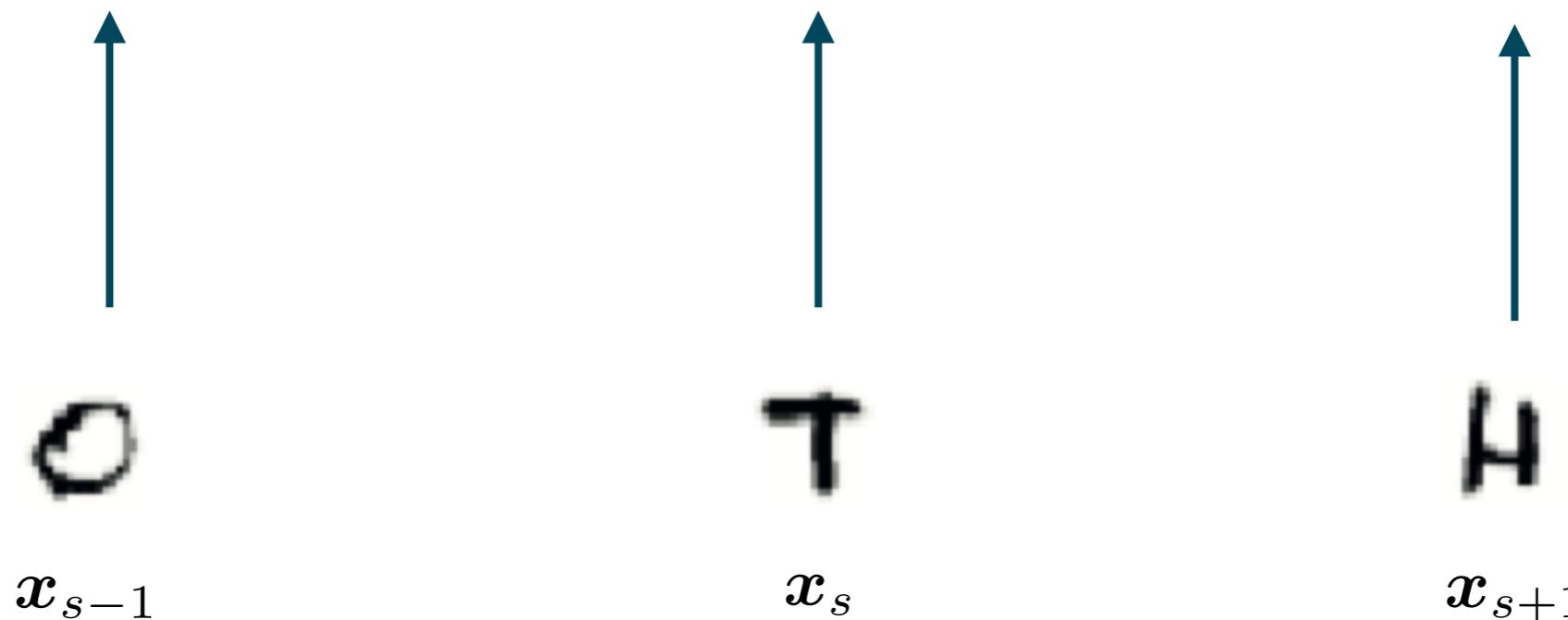
Anwendung: Sequenzklassifikation

$$\mathbf{X}^{(t)} = [\mathbf{x}_1^{(t)}, \dots, \mathbf{x}_s^{(t)}, \dots, \mathbf{x}_{S_t}^{(t)}]$$

\mathcal{S} : Länge obs Sequenz

$$\mathbf{y}^{(t)} = [y_1^{(t)}, \dots, y_s^{(t)}, \dots, y_{S_t}^{(t)}]$$

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{X}) = p(y_1, \dots, y_S | \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_S)$$



© H. Larochelle

Einschub: Conditional Random Field

Anwendung: Sequenzklassifikation

Klassifikation

$$= \prod_s p(y_s | x_s)$$

$$= \prod_s \left(e^{a_{y_s}(x_s)} / \sum_j e^{a_{y_j}(x_s)} \right) \quad \text{Ann: } w^T \text{ Ärter und} \\ \text{Stoffwechsel} \\ \text{unabhängig} - \text{Softmax einsetzen}$$

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{X}) = p(y_1, \dots, y_S | x_1, \dots, x_S)$$

a_{y_s} : ausgewertet für Klasse y_s
↳ Logit

Einschub: Conditional Random Field

Anwendung: Sequenzklassifikation

Klassifikation

$$= \prod_s p(y_s | x_s)$$

$$= \exp \left(\sum_s a_{y_s}(x_s) \right) / \left(\prod_s Z(x_s) \right)$$

Variable \downarrow
Menner -
setzen

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{X}) = p(y_1, \dots, y_S | x_1, \dots, x_S)$$

Einschub: Conditional Random Field

Anwendung: Sequenzklassifikation

Klassifikation

$$= \prod_s p(y_s | x_s)$$

$$= \exp \left(\sum_s a_{y_s}(x_s) \right) / \left(\prod_s Z(x_s) \right)$$

* V Matrix

Klasse 3, Klasse 5
↳ W' best der Sequenz
aus 3 und 5 als
Eintrag in Zeile 3
und Spalte 5

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{X}) = p(y_1, \dots, y_S | x_1, \dots, x_S)$$

Sequenzklassifikation: linearer Zusammenhang

$$= \exp \left(\sum_{s=1}^S a_{y_s}(x_s) + \sum_{s=1}^{S-1} V_{y_s, y_{s+1}} \right) / Z(\mathbf{X})$$

W' best ges.
1 Beobachtung

*

Matrix mit W' best

→ quadratischer
Anwend

↳ linear durch
dynamische Programm.

© H. Larochelle