



Unsupervised learning in medical imaging

Discovering phenotypes and detecting anomalies

Johannes Hofmanninger
many slides by Georg Langs

Medical University of Vienna
Department for Biomedical Imaging and Image-guided Therapy
Computational Imaging Research Lab
www.cir.meduniwien.ac.at

Computational Imaging Research Lab

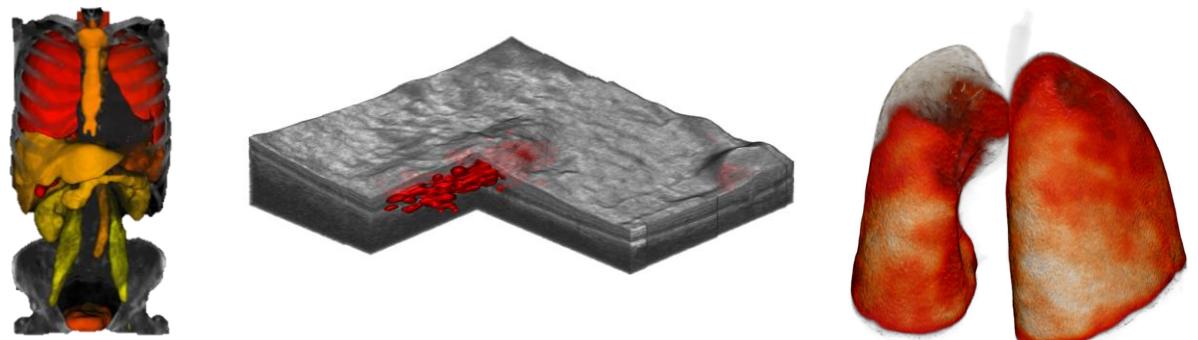
CIR Lab

Department of Biomedical Imaging
and Image Guided Therapy

Medical University of Vienna

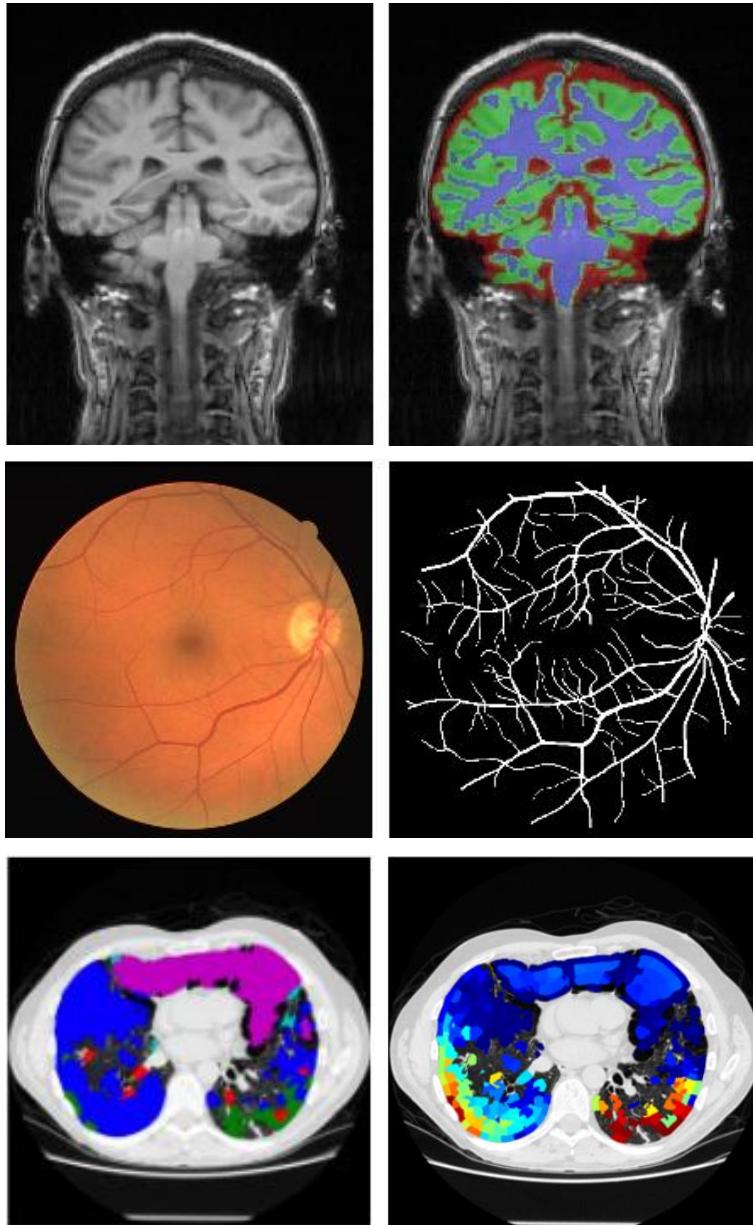
- Neuroimaging
- Computer Aided Diagnosis
- Machine Learning / Data analysis

www.cir.meduniwien.ac.at



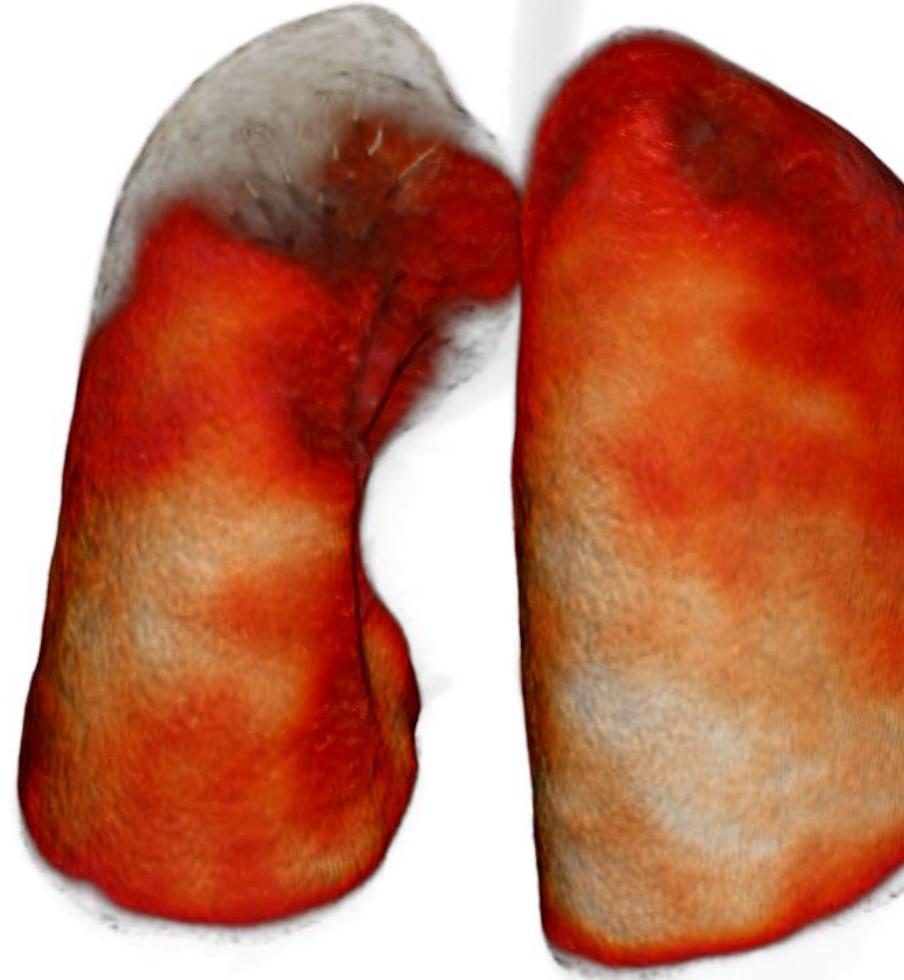
Outline

- Machine learning in medical imaging
 - Image segmentation
 - Detection of disease
 - Prediction of disease course
- Unsupervised learning
- Deep generative models
 - (Variational) Auto encoders
 - GANs
- Big Data/Routine medical imaging data



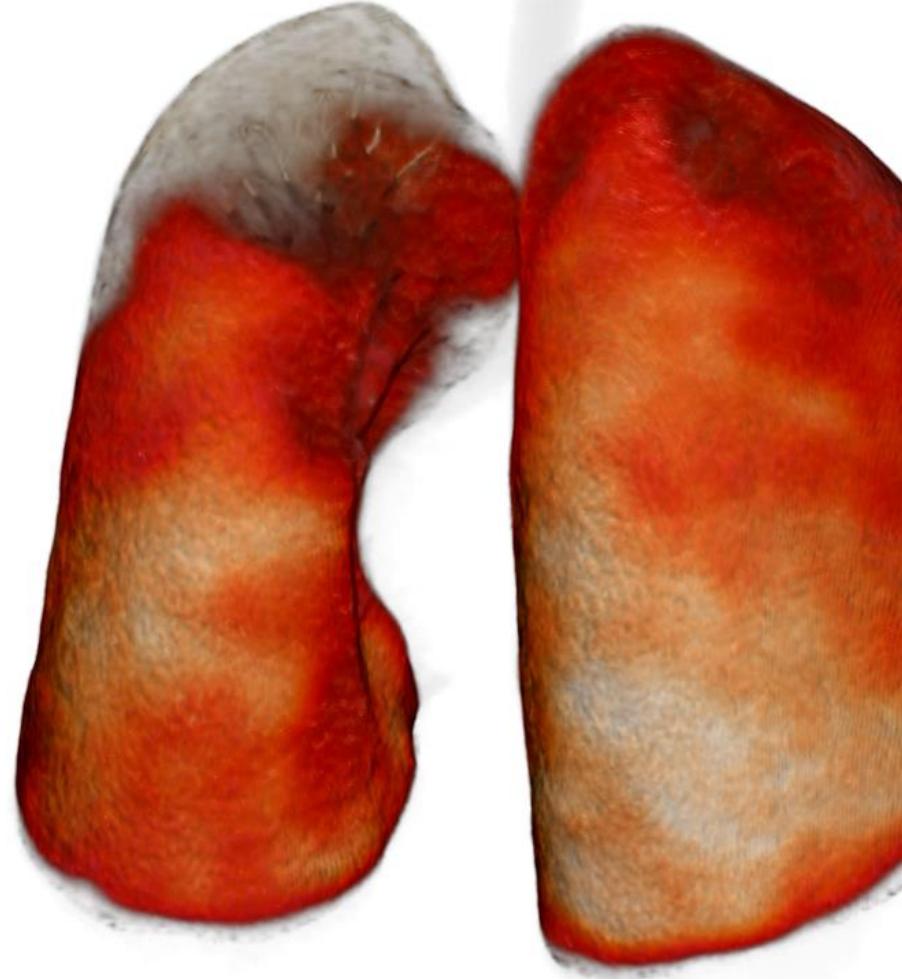
Applications in medical imaging

- Image Segmentation
- Detection of disease patterns
- Prediction of disease course



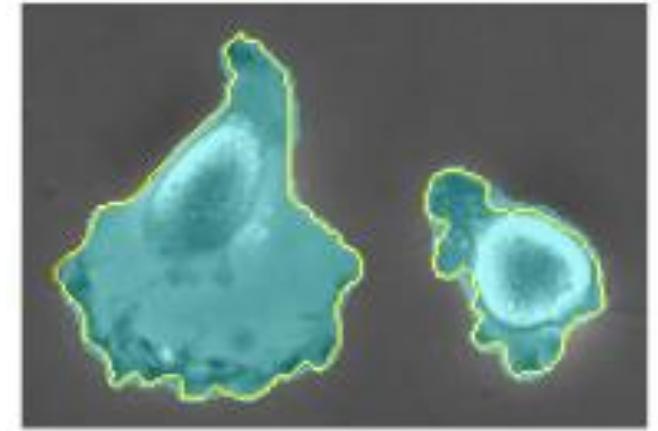
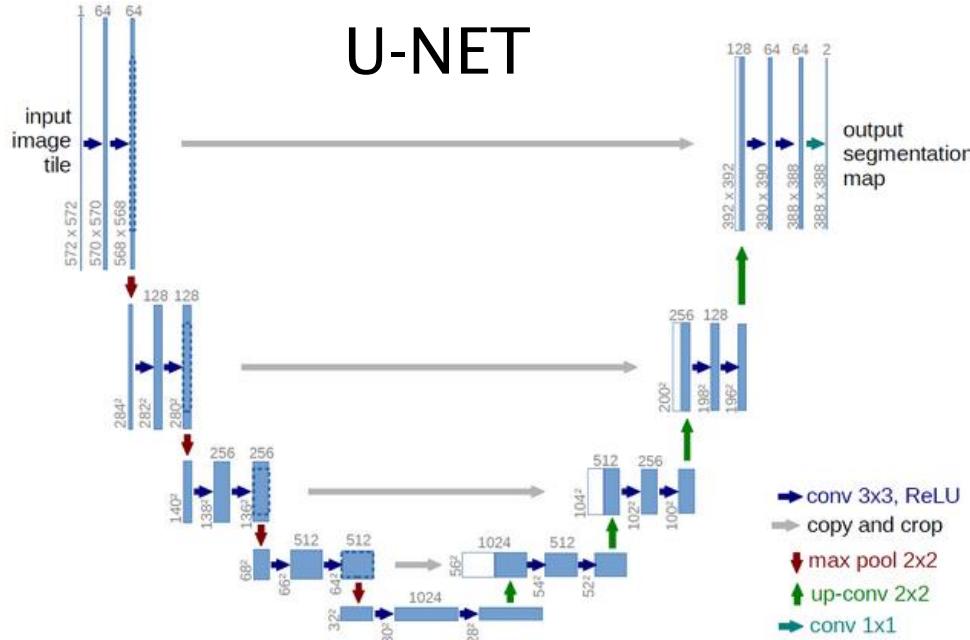
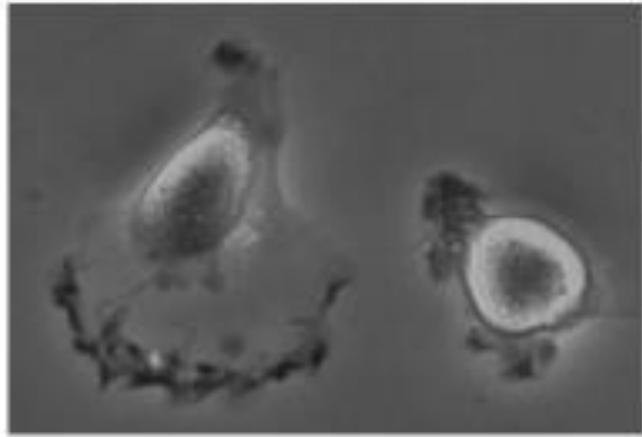
Applications in medical imaging

- Image Segmentation
- Detection of disease patterns
- Prediction of disease course



Segmentation

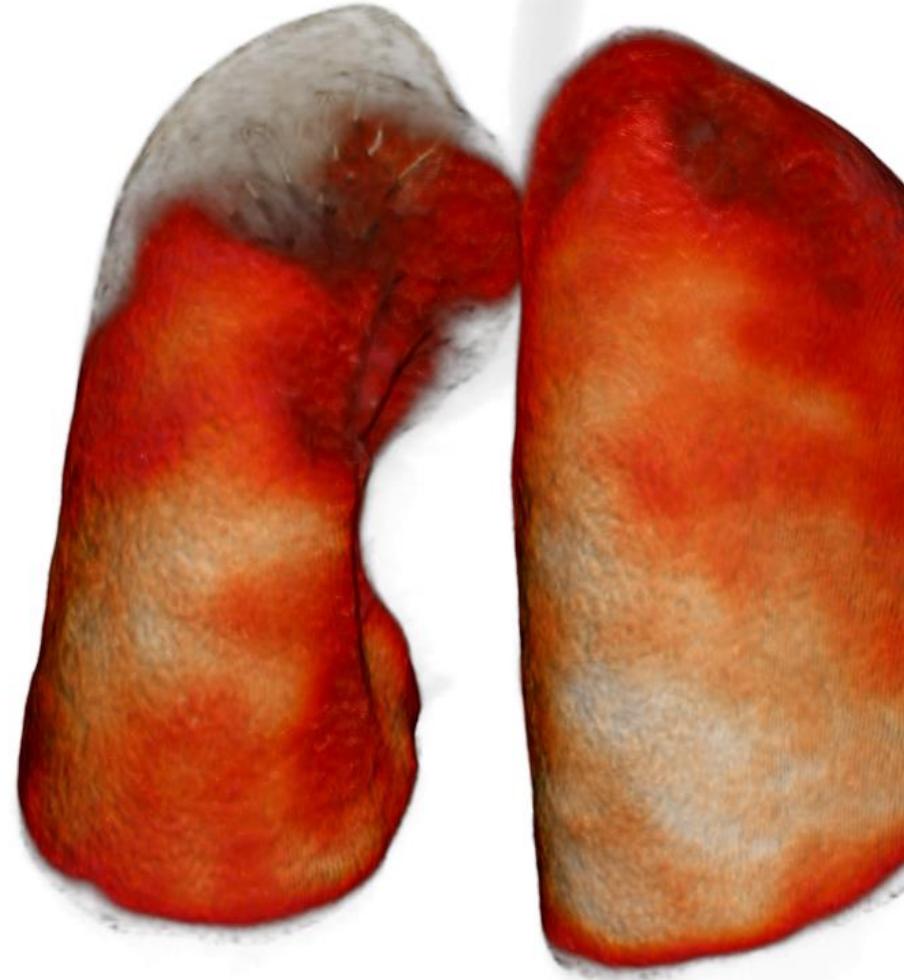
- Segmentation of anatomical structures
 - Liver, Brain, Vessels, Cells, Bones, ...



2015 Olaf Ronneberger et al.

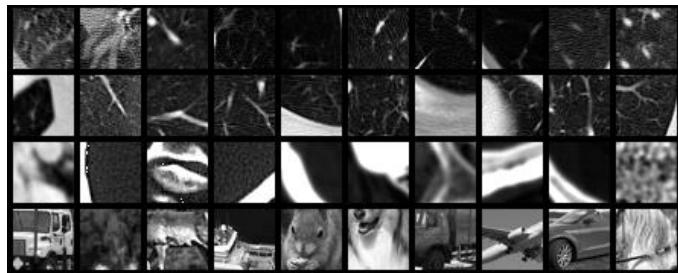
Applications in medical imaging

- Image Segmentation
- Detection of disease patterns
- Prediction of disease course



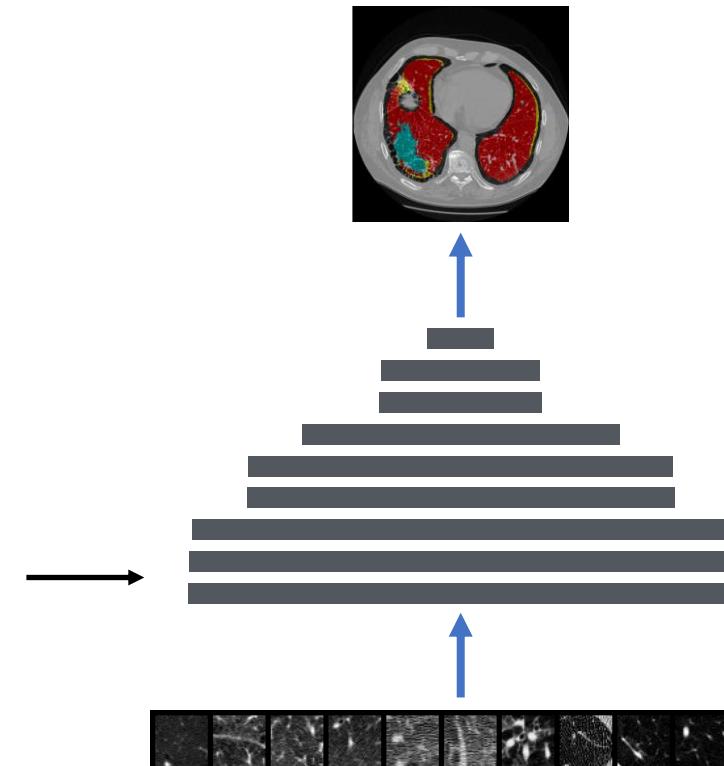
Detecting disease patterns

- Training data needs experts
- We can learn with minimal supervision
 - Using pretrained network
 - Unsupervised learning



Inject unlabelled data to improve representation

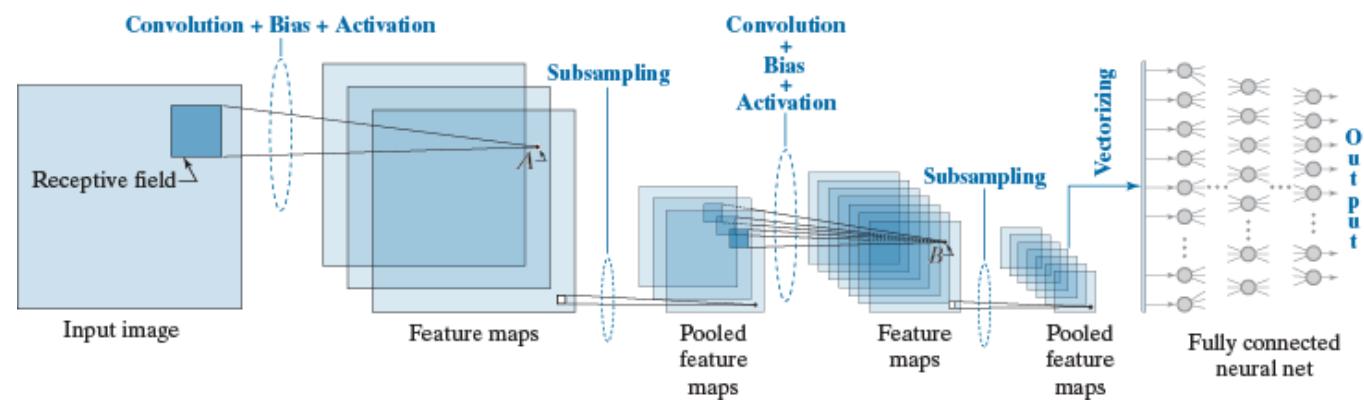
Have a **small set** of labelled data to train classification



[Thomas Schlegl et al.]

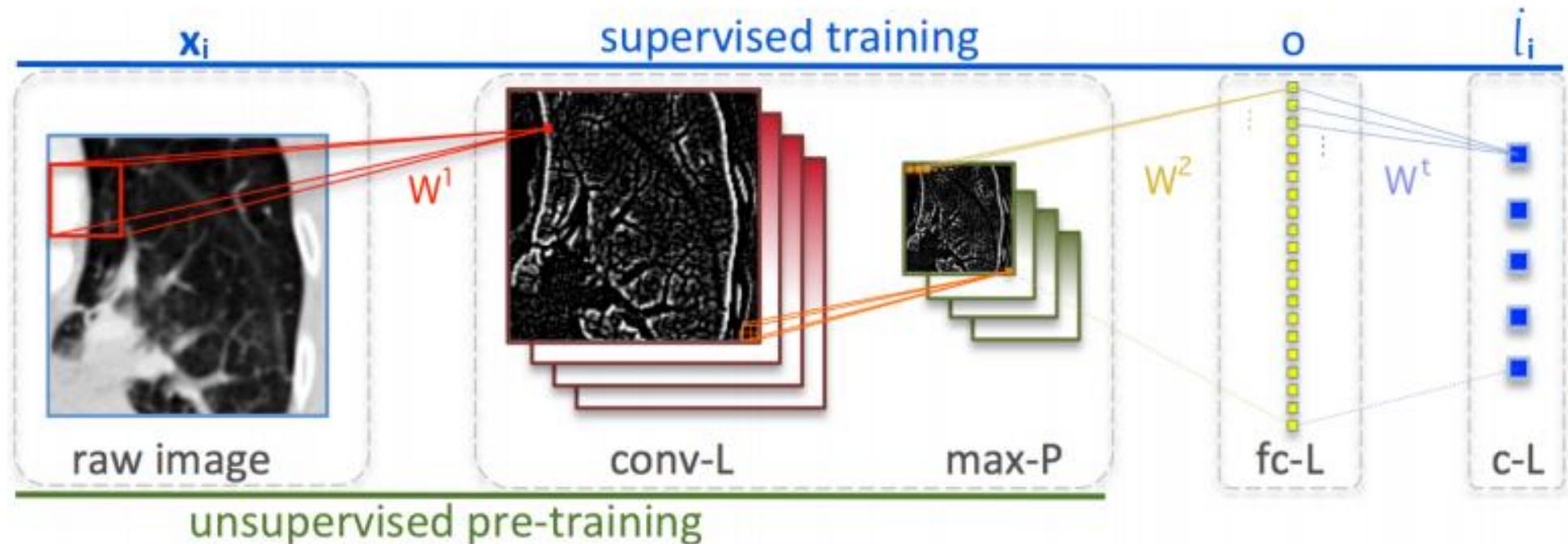
Pretraining

- We can pretrain lower layers in an unsupervised fashion: objective is to become very good at representing the data
 - 1. pretrain
 - 2. finetune
- It turns out you can transfer this across visual problems: the lower the layer, the easier the transfer
- Currently many approaches start from a pretrained network, and then optimize for a specific problem



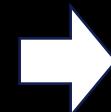
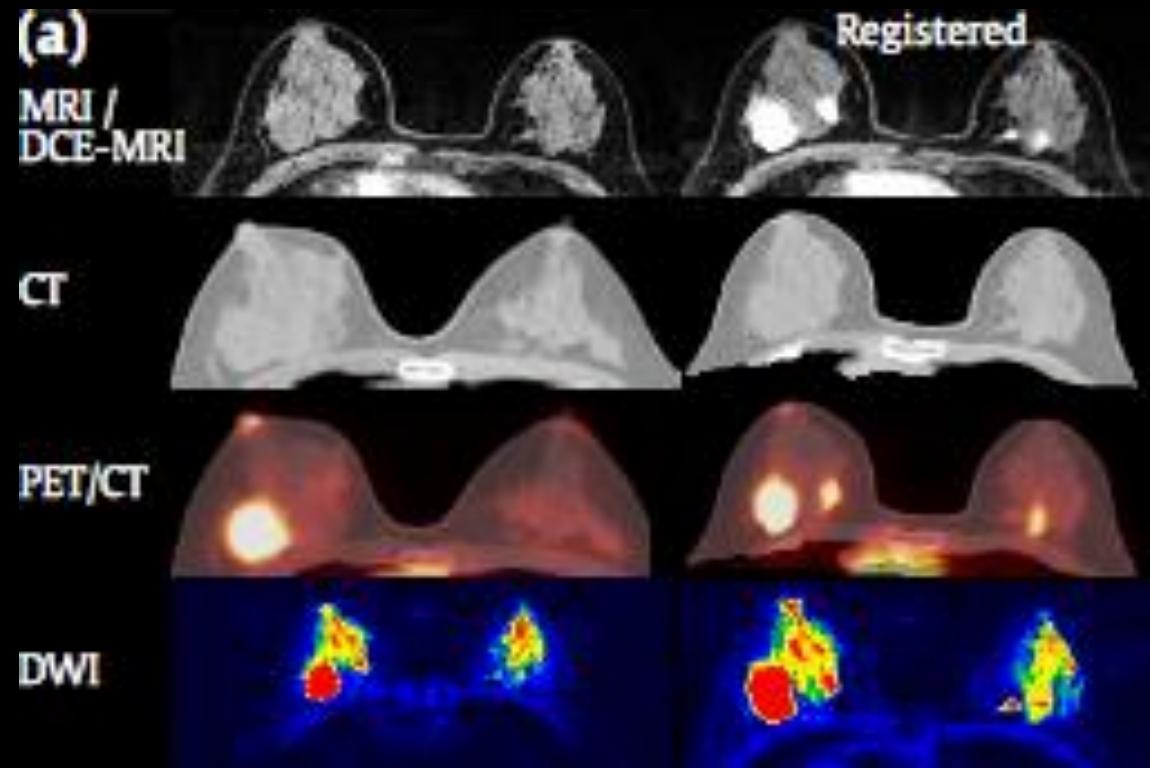
Figures from Gonzales & Woods Chap 13

Lung pattern classification



[Schlegl et al. MICCAI-MCV 2014]

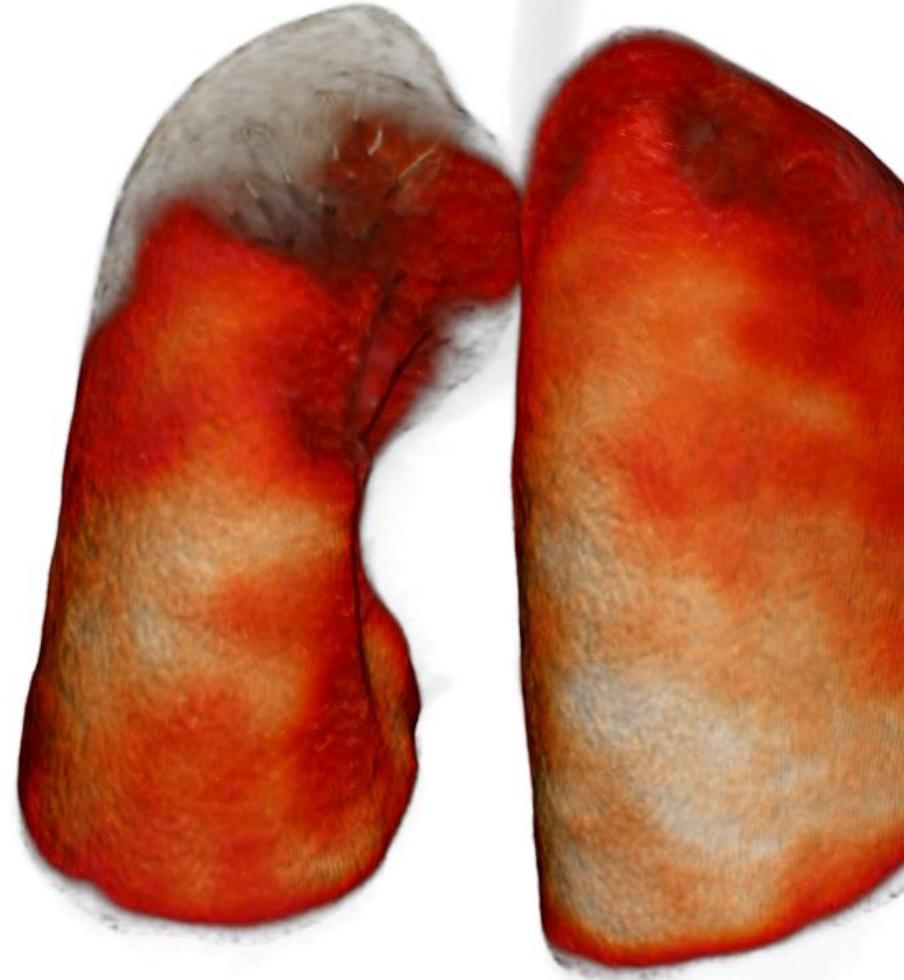
Quantify multi-modal imaging markers: *breast imaging*



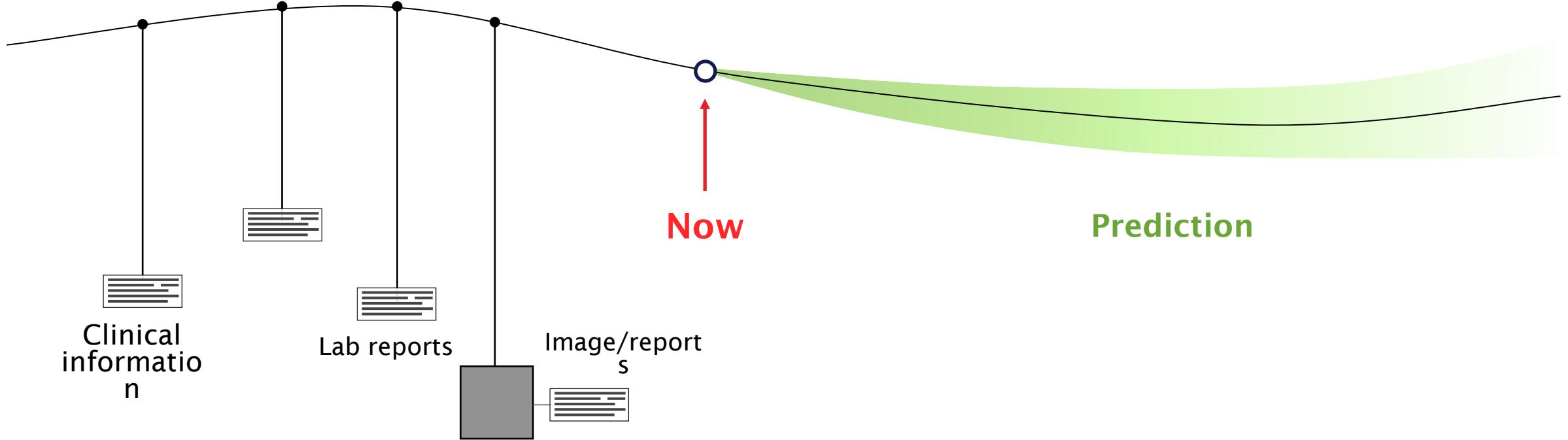
Breast lesion detection and segmentation

Applications in medical imaging

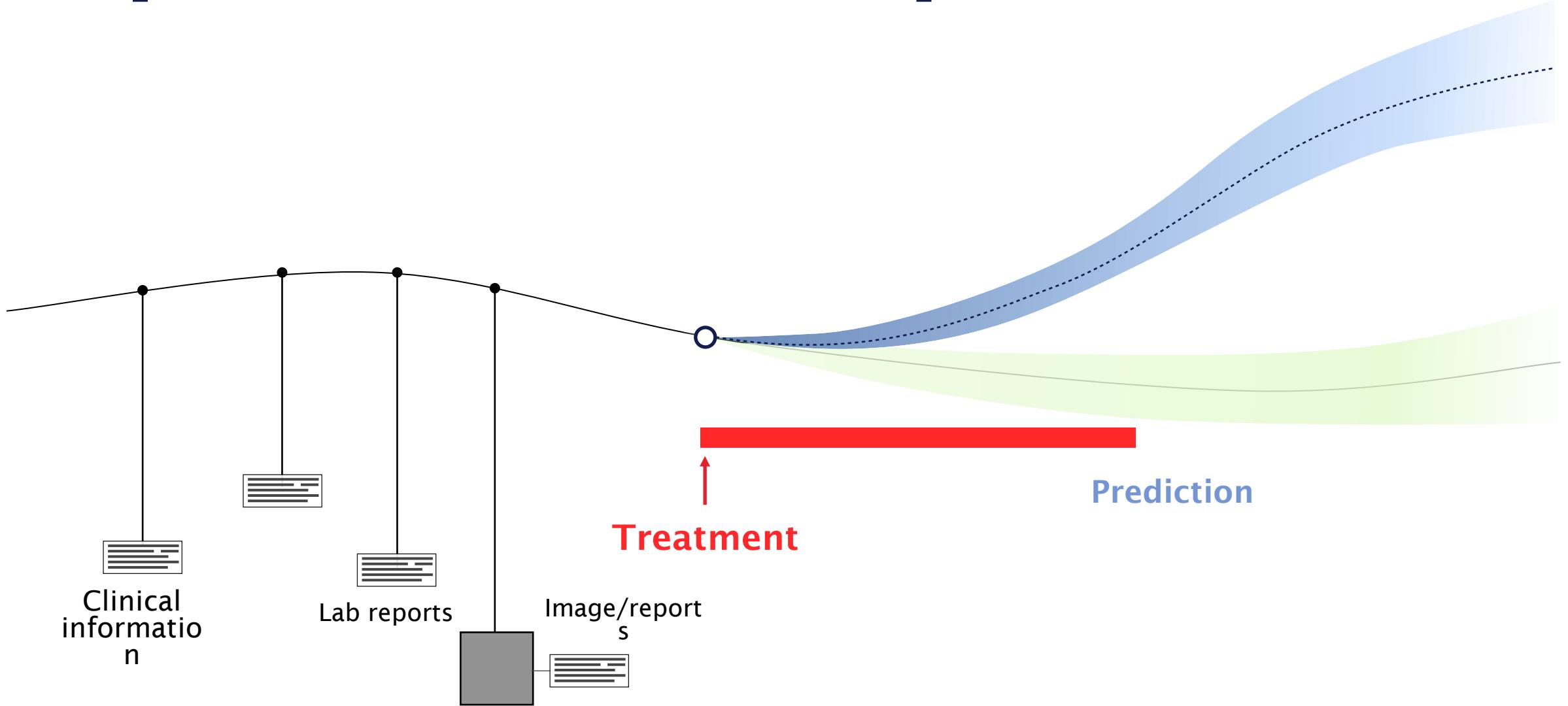
- Image Segmentation
- Detection of disease patterns
- Prediction of disease course



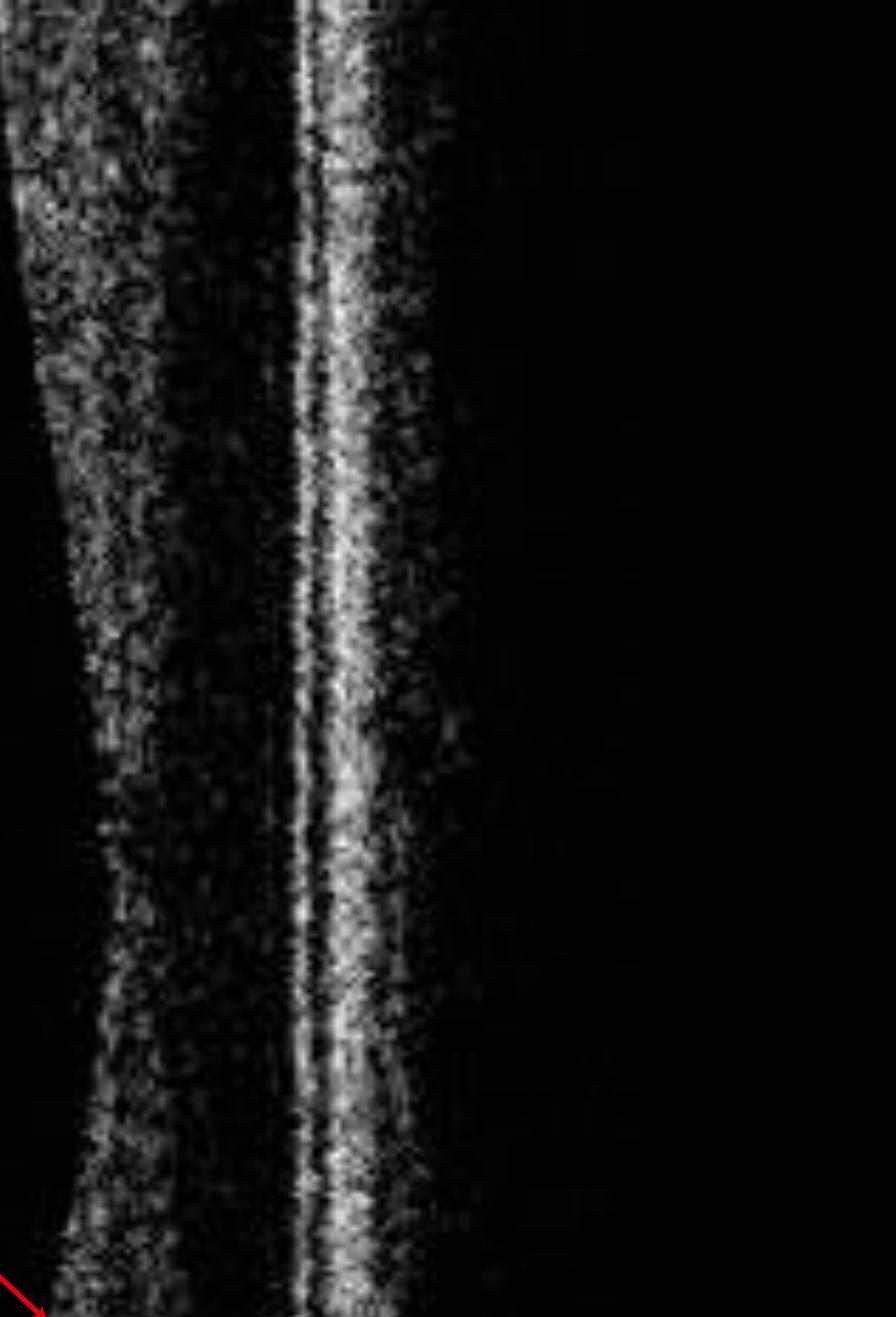
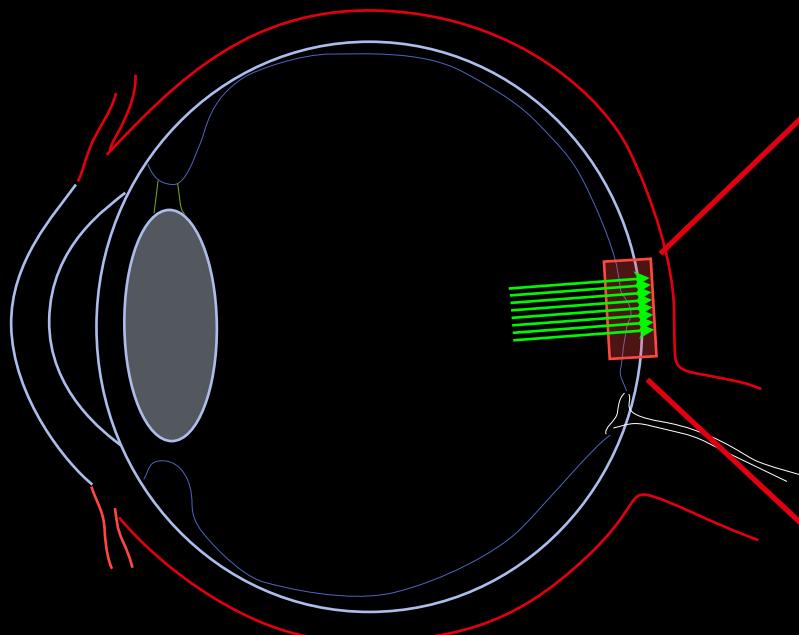
High-level objective: predict individual disease course



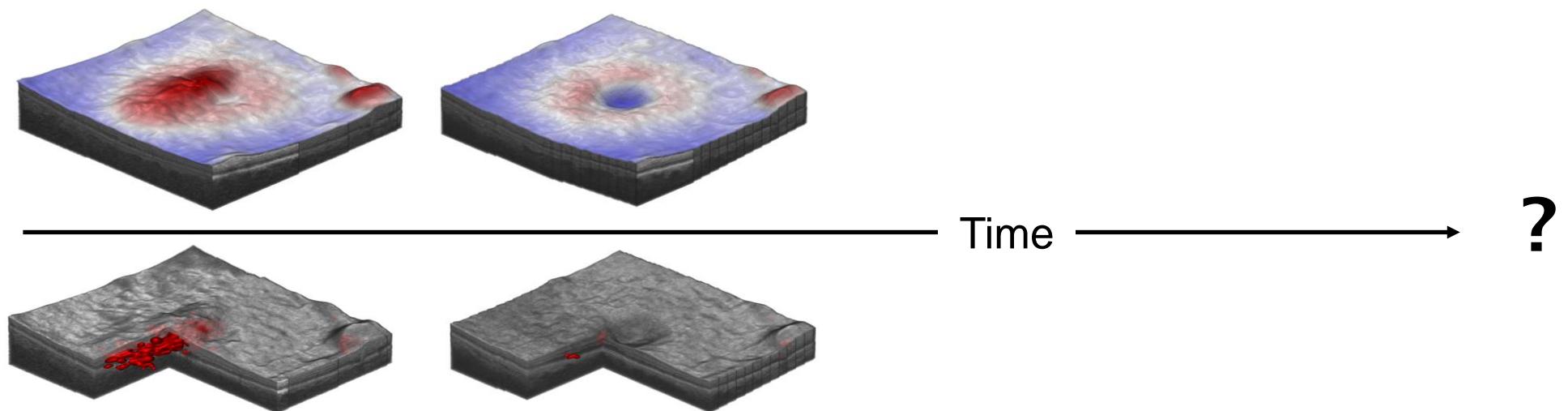
... predict individual treatment response



Retinal disease



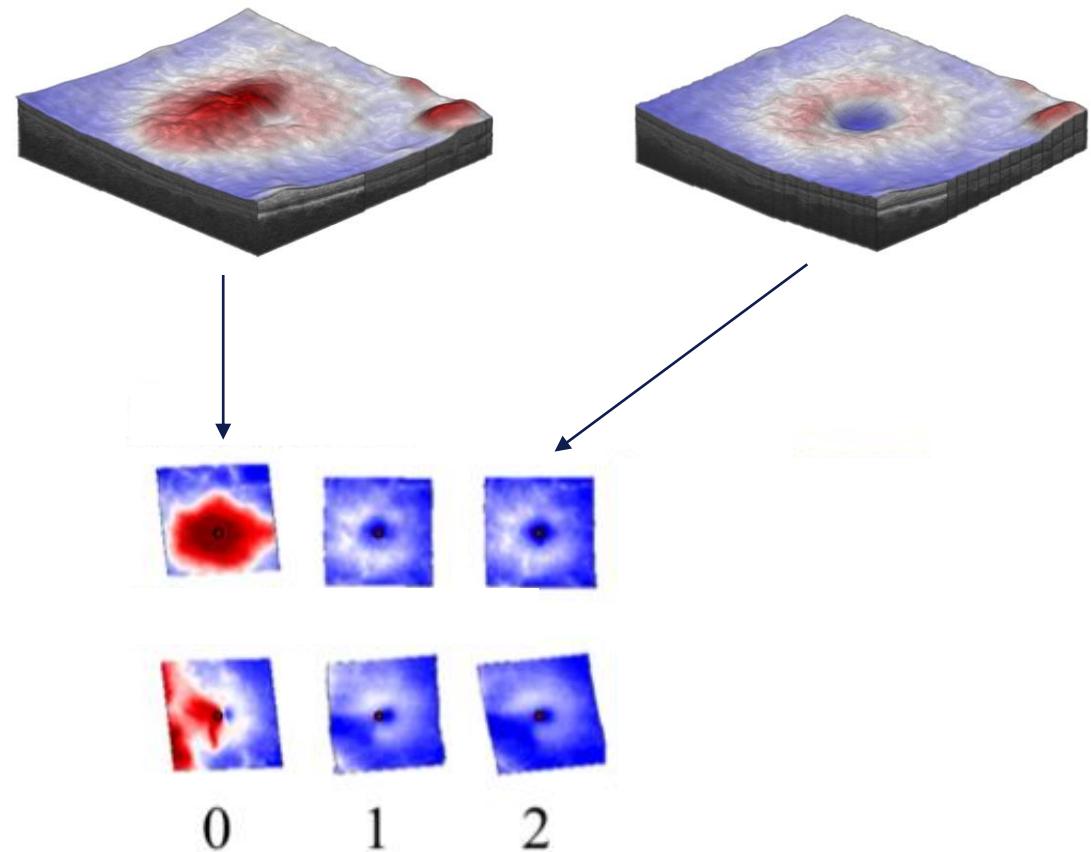
Predict progression and response



- Can we predict outcome from available information?
- Can we predict course of disease and treatment?
- Identify the predictive features

[Vogl et al. 2015]

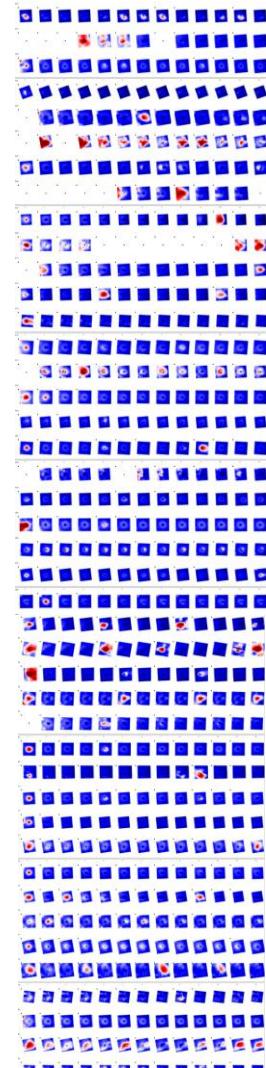
Predict progression and response



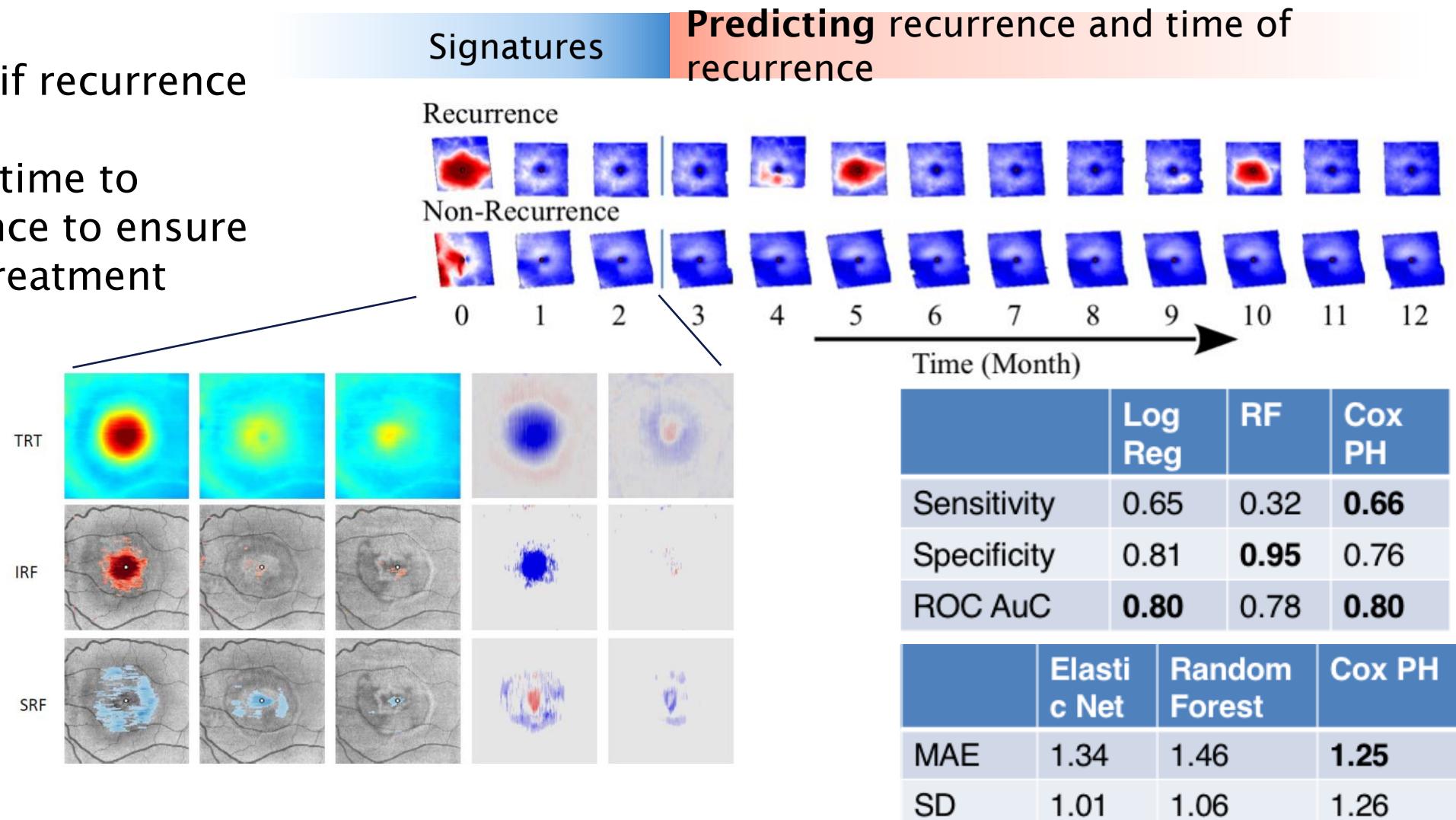
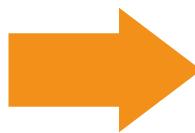
Data we observe

Future we want to predict

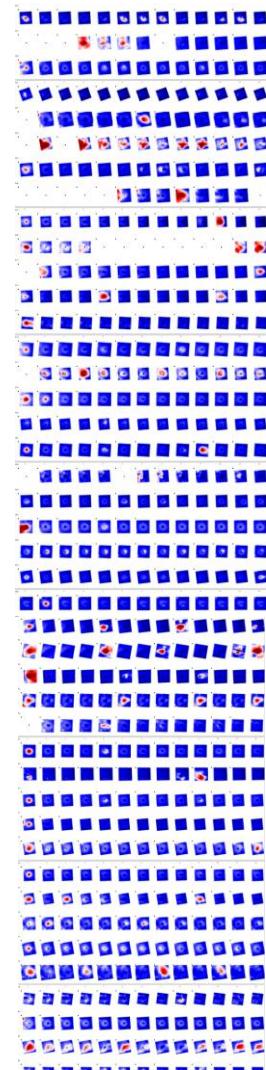
Predict progression and response



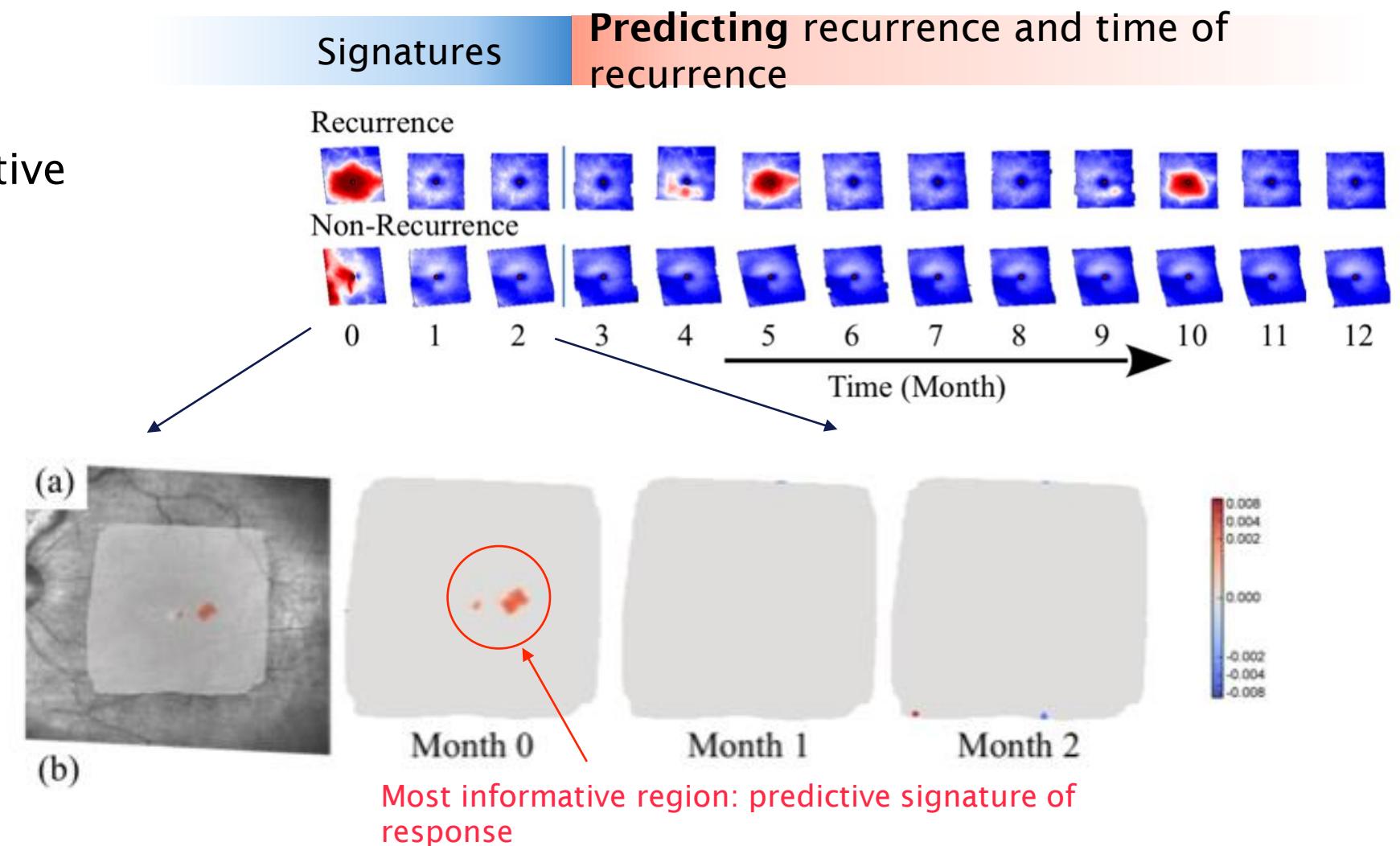
Predict if recurrence occurs
Predict time to recurrence to ensure timely treatment



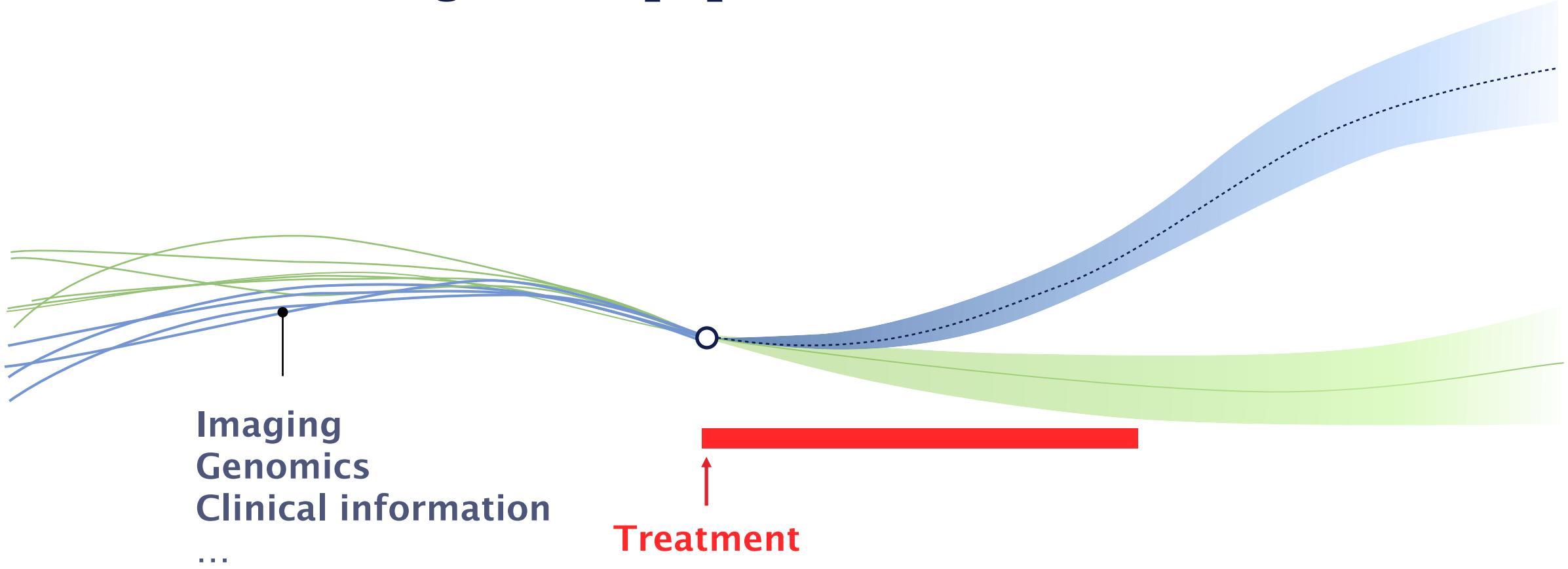
Identify predictive markers in the data



**Identify predictive
markers**

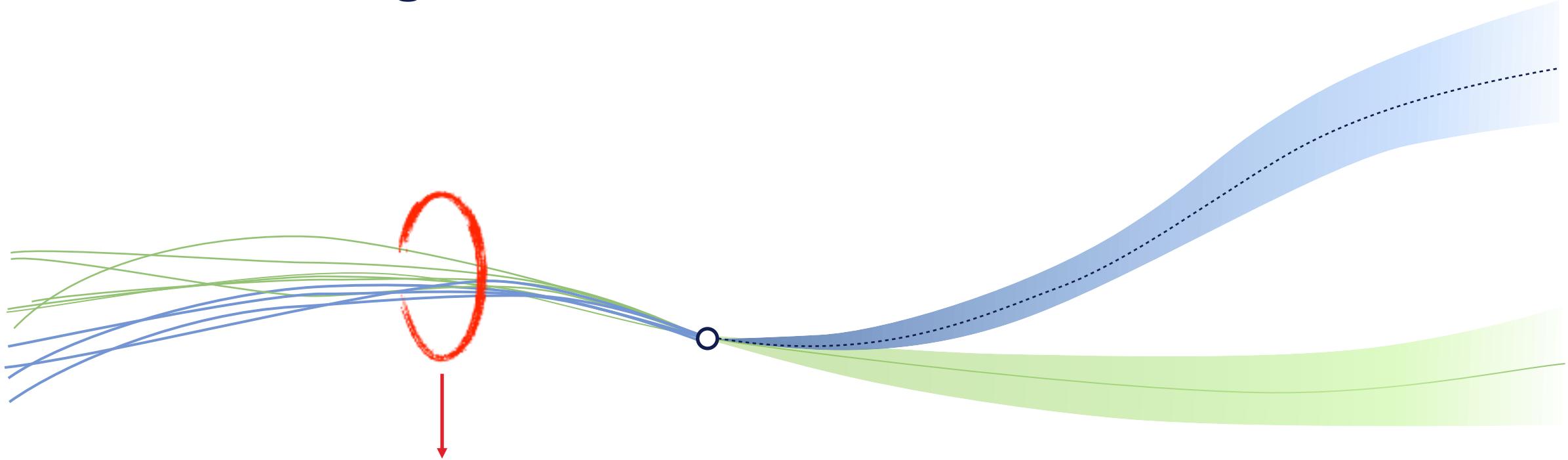


Learn from large-scale population - and lots of data



Integrate multivariate data: we need AI to link observation to prediction

What is a diagnosis? A name for an observation

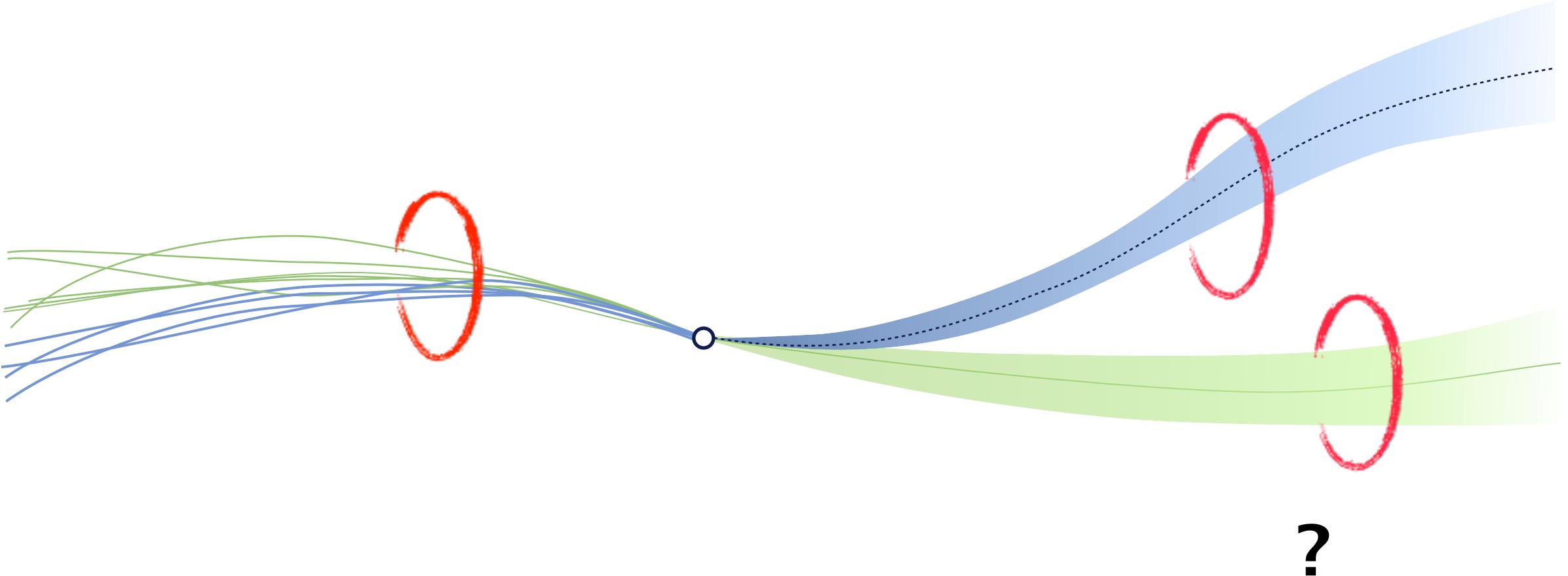


We give a name to this set of observations if it happens often and is useful during decision making

→ Treatment decision

In supervised learning we use known diagnosis, or markers as labels

What is outcome?

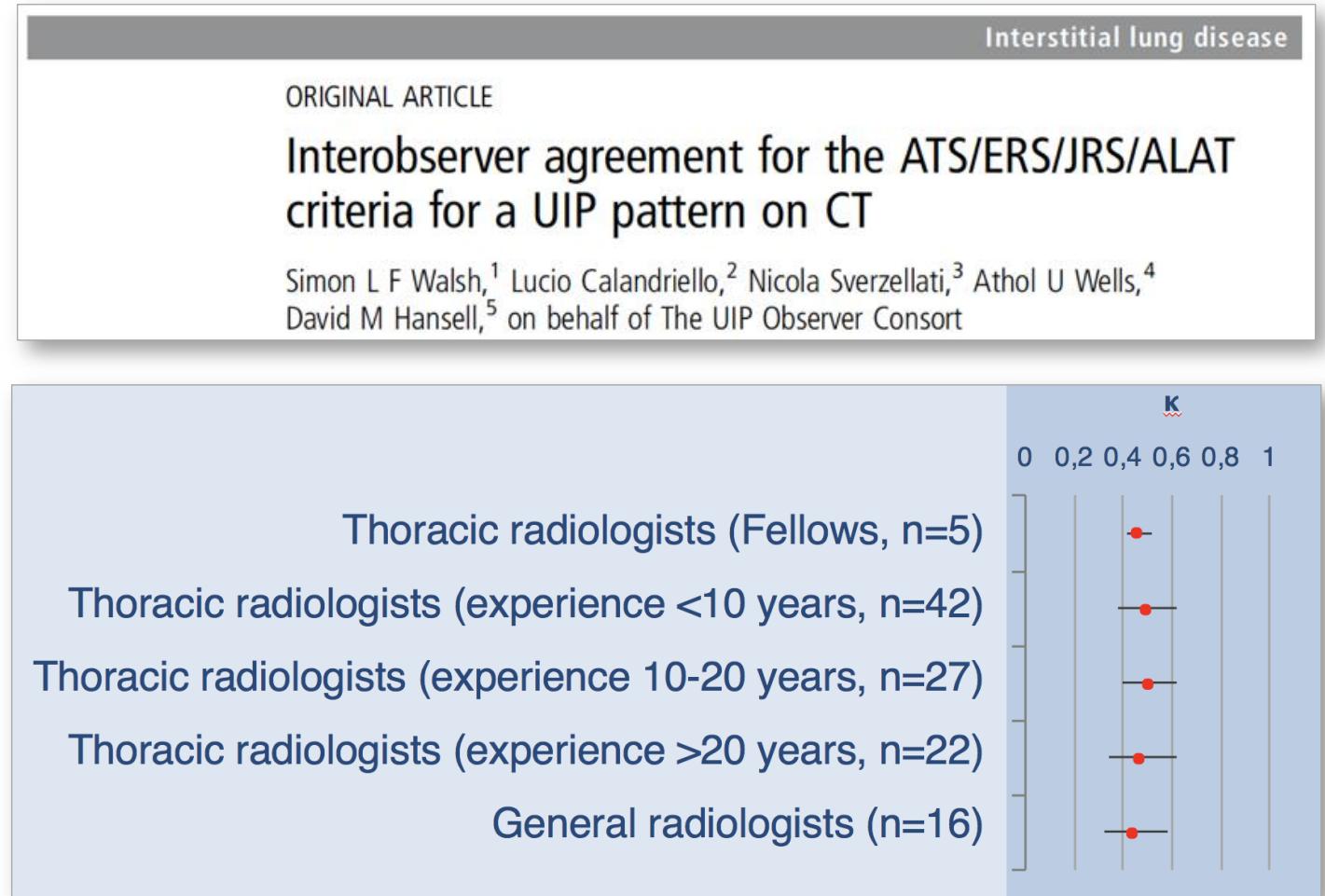


Limitations of supervision: scale vs. effort

It's a lot of expert work

Limitations of supervision: interreader variability

- Sometimes the labels are not very reliable
- Interobserver agreement even with experts can be low
- Possible reasons:
 - Patterns are difficult to assess or detect
 - The definition of patterns/names is hard to replicate

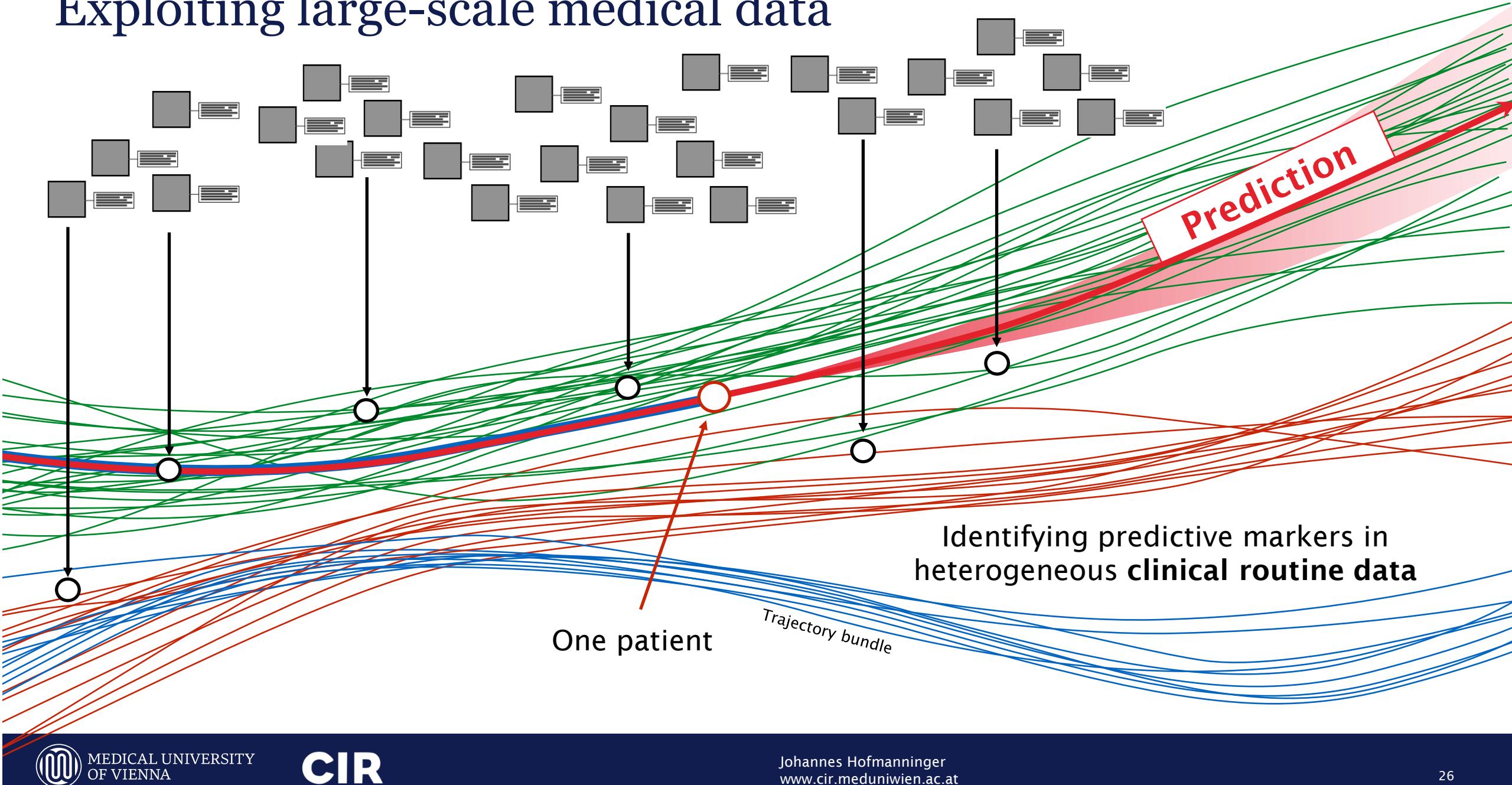


Courtesy Helmut Prosch, results: Walsh S et al. Thorax. 2016 Jan;71(1):45-51.

A few objectives of *un*-supervised learning

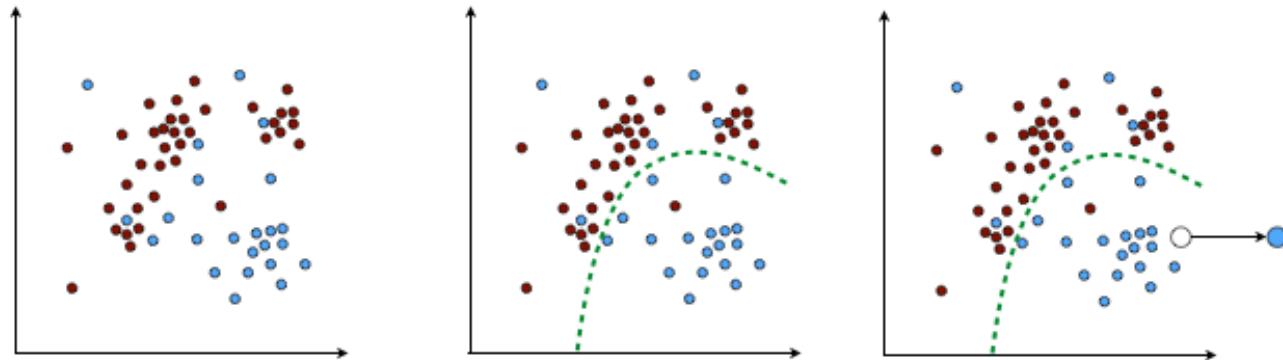
- Find structure in the data: **find groups of patients** with similarly progression or response paths
- **Identify relationships** between different variables
- **Extend the vocabulary** of markers or signatures we use for prediction
- **Revisit and advance diagnostic categories**
- **Semi**-supervised learning: exploit both un-labeled and labeled data
- **Weakly**-supervised learning: exploit clinical information that exists
- ...

Exploiting large-scale medical data

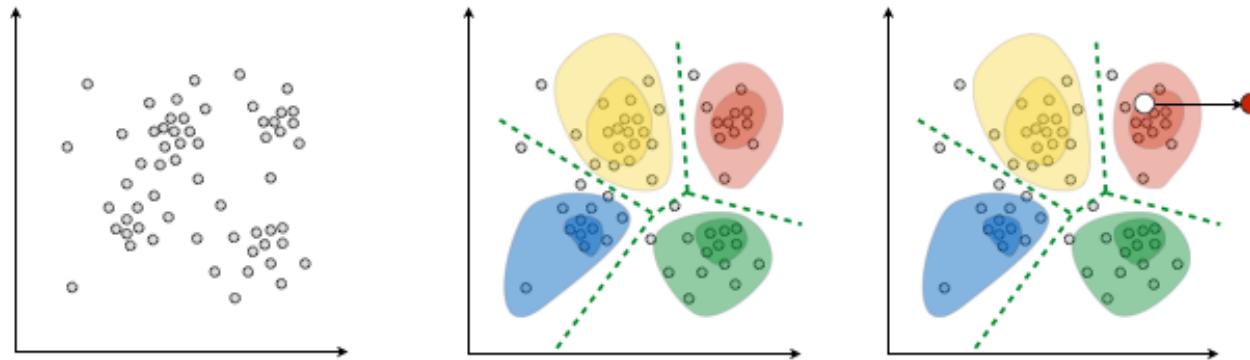


Supervised / Unsupervised

Supervised learning: each training example has a ground truth label. The model learns a decision boundary and replicates the labeling on new data



Unsupervised learning: training examples do not have ground truth labels. The model identifies structure such as clusters. New data can be assigned to clusters.



Langs et al. 2018 Radioloe

Generative Models

Ian Goodfellow 2016 - GAN Tutorial - <https://arxiv.org/abs/1701.00160>

Generative modelling

- We train a model from samples drawn from a distribution:

$$p_{data}$$

- It learns an estimate of this distribution:

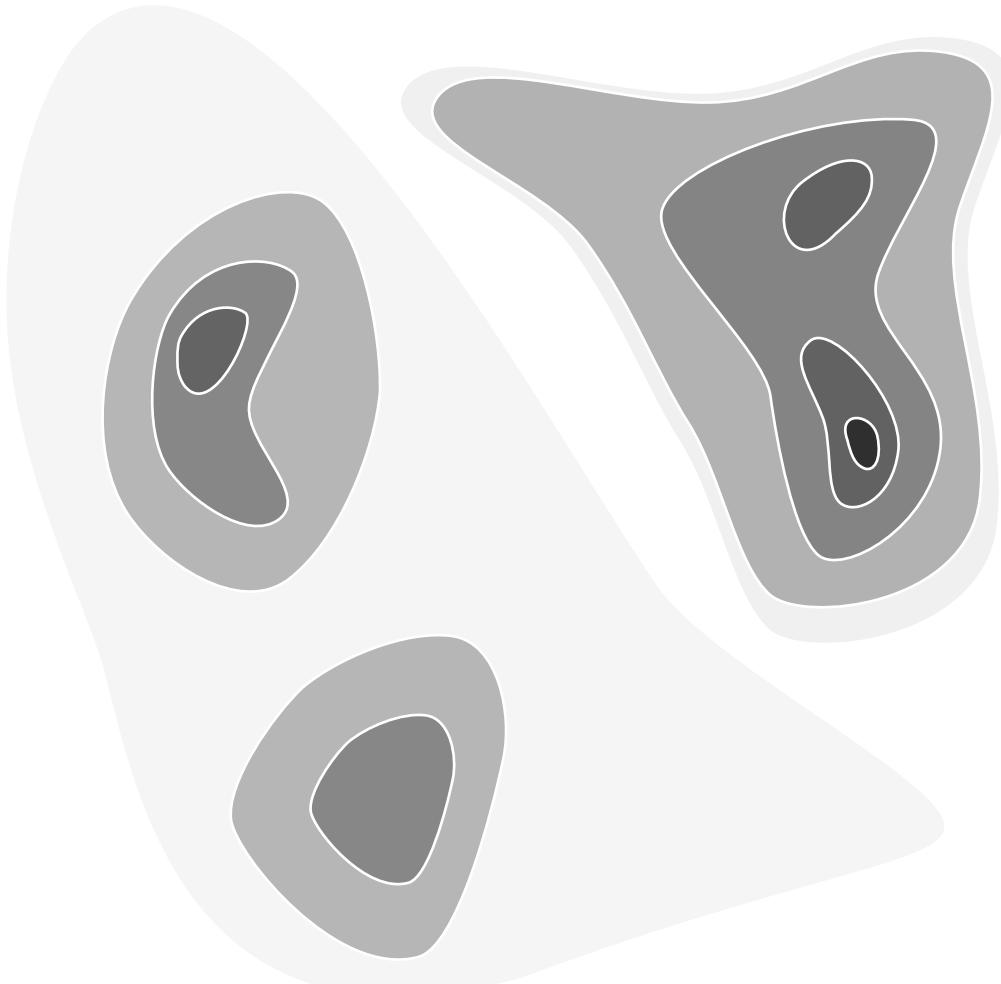
$$p_{model}$$

- Task 1: learns explicit representation of

$$p_{model}$$

- Task 2: learns to generate samples from

$$p_{model}$$



A distribution in the data / observation space: p_{data}

Generative modelling

- We train a model from samples drawn from a distribution:

$$p_{data}$$

- It learns an estimate of this distribution:

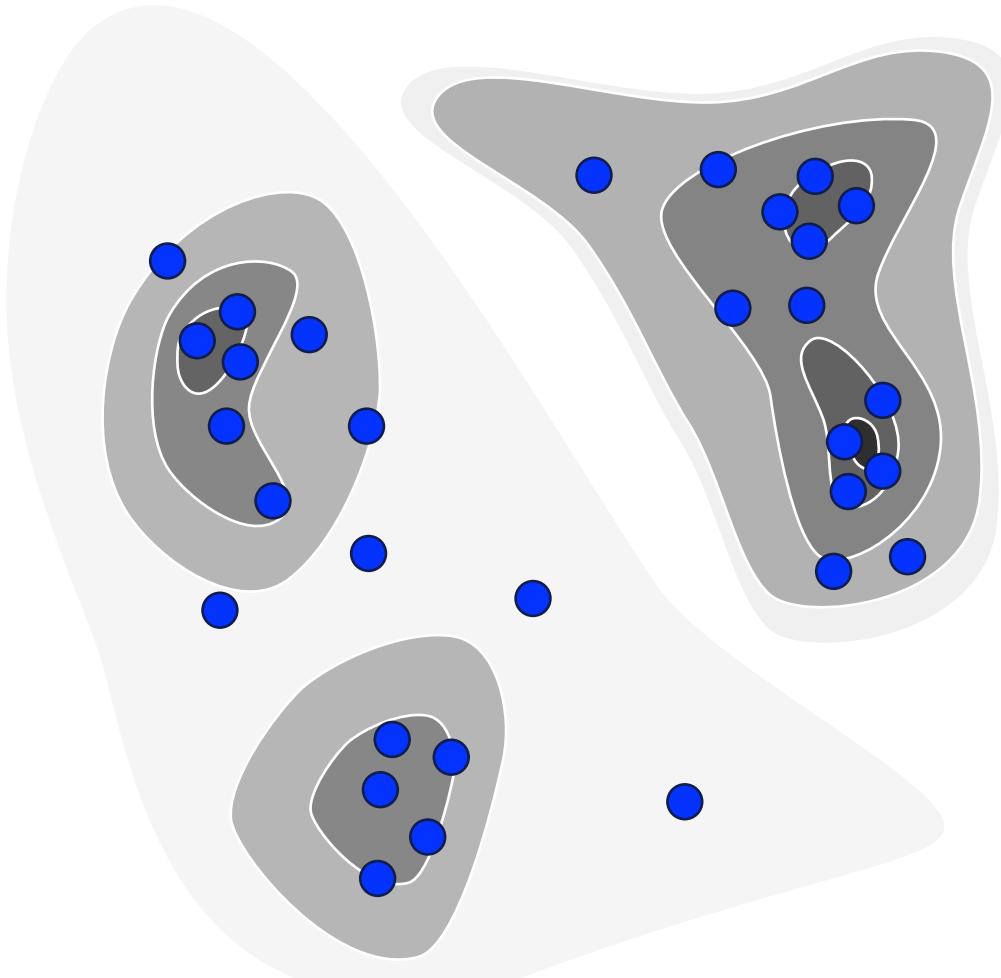
$$p_{model}$$

- Task 1: learns explicit representation of

$$p_{model}$$

- Task 2: learns to generate samples from

$$p_{model}$$



A distribution in the data / observation space: p_{data}

Generative modelling

- We train a model from samples drawn from a distribution:

$$p_{data}$$

- It learns an estimate of this distribution:

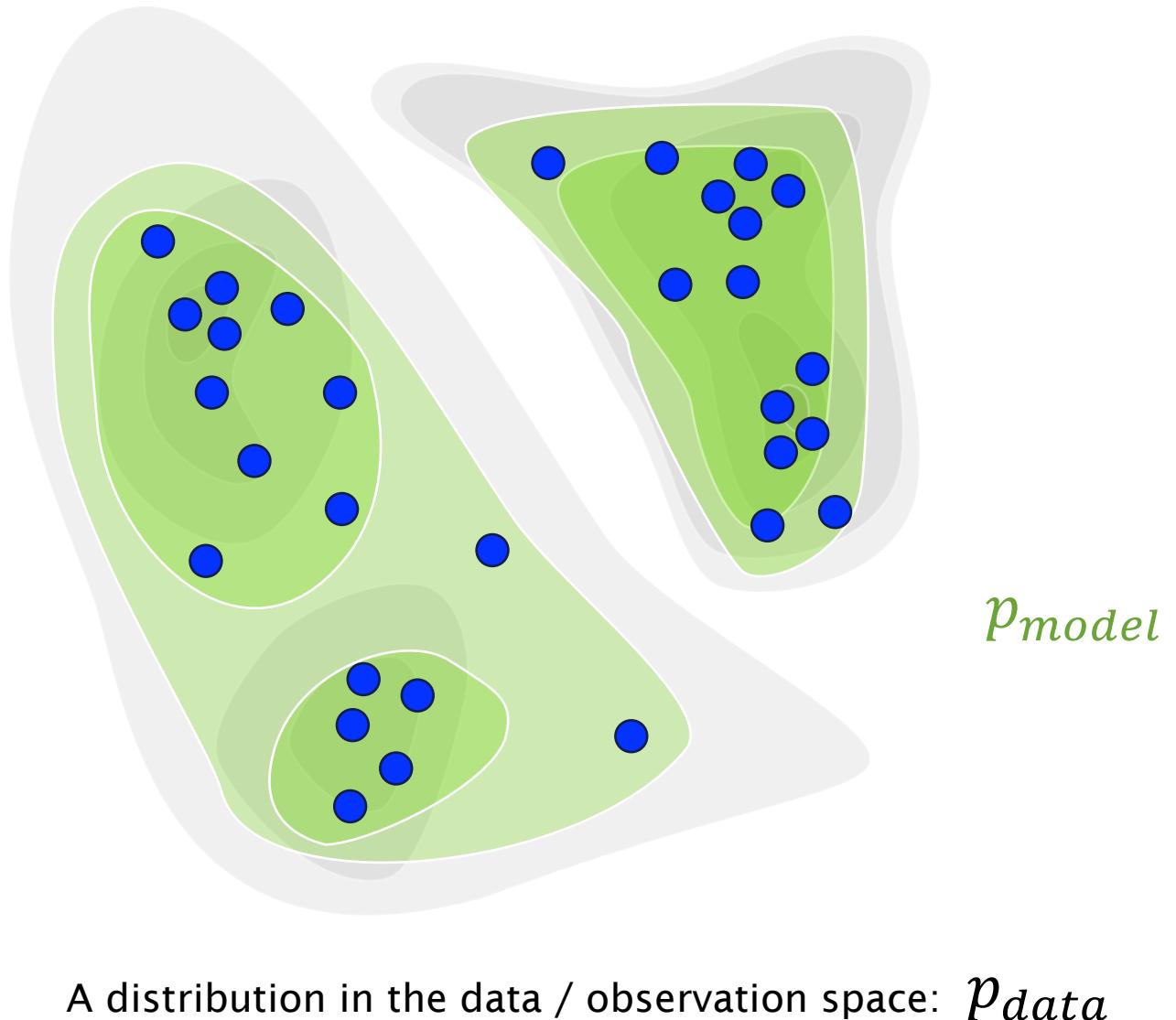
$$p_{model}$$

- Task 1: learns explicit representation of

$$p_{model}$$

- Task 2: learns to generate samples from

$$p_{model}$$



Generative modelling

- We train a model from samples drawn from a distribution:

$$p_{data}$$

- It learns an estimate of this distribution:

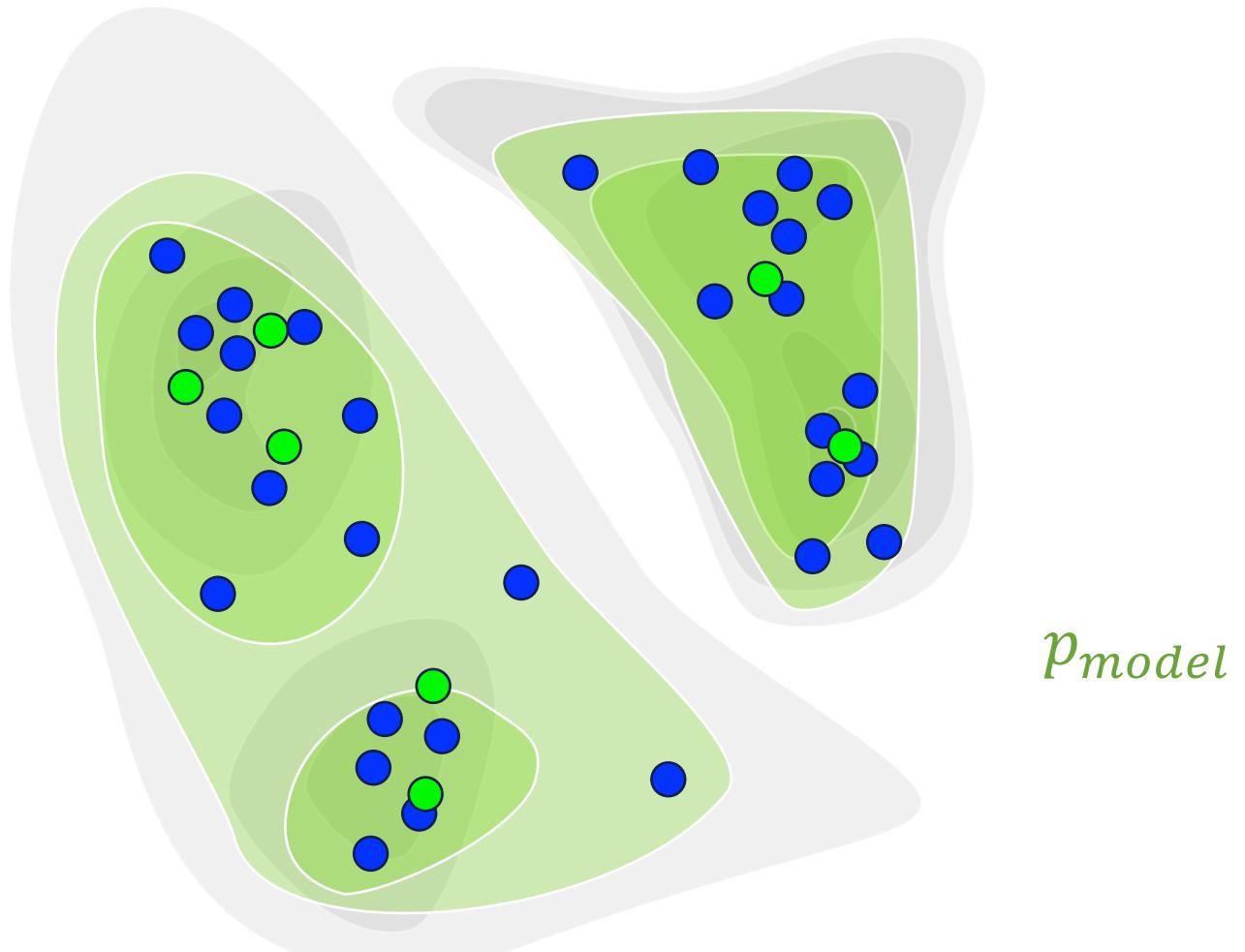
$$p_{model}$$

- Task 1: learns explicit representation of

$$p_{model}$$

- Task 2: learns to generate samples from

$$p_{model}$$

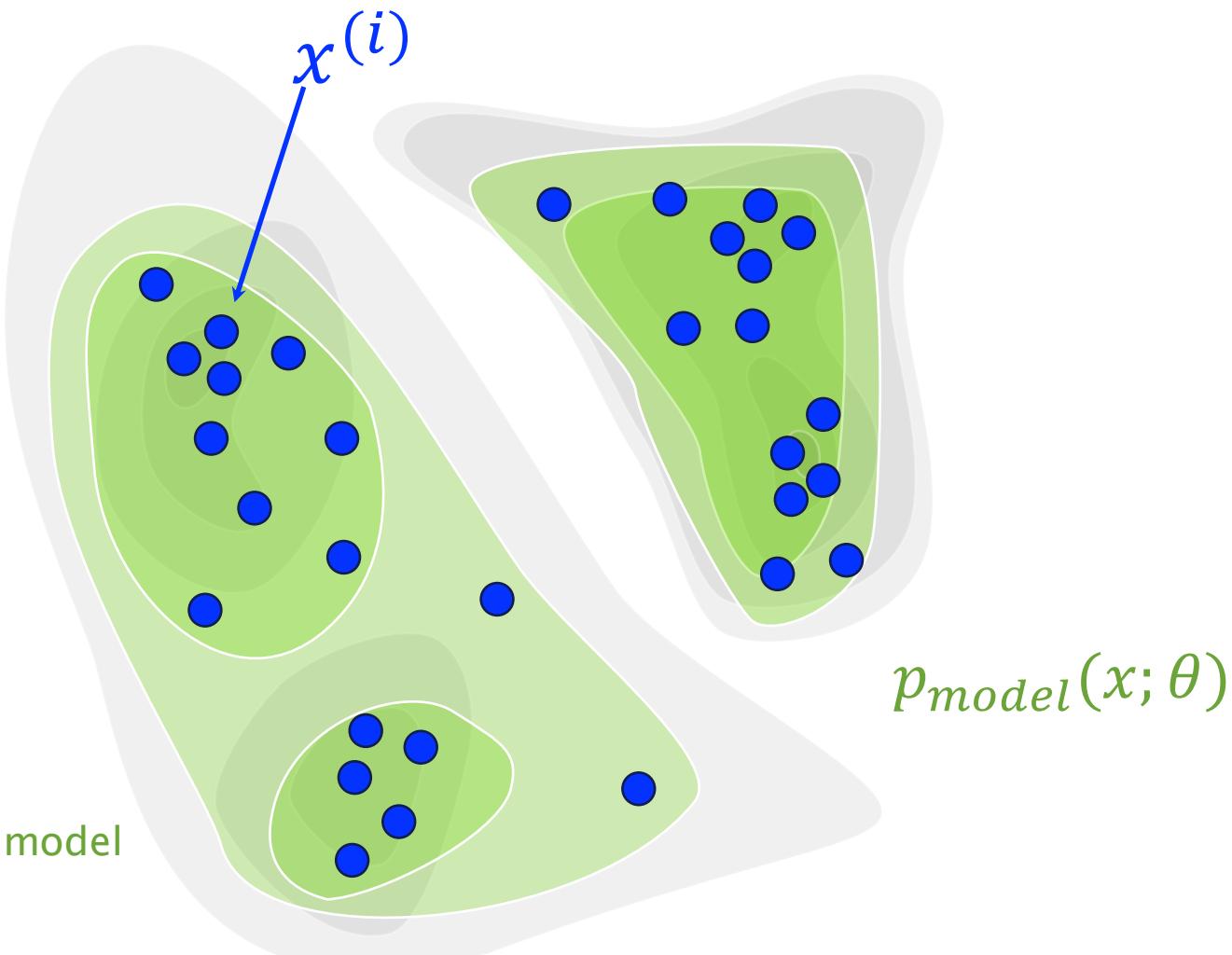


Maximum likelihood

- Given training data and a model with model parameters, we choose the parameters to maximize the likelihood of the training examples

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \prod_{i=1}^m p_{model}(x^{(i)}; \theta)$$

↑
model distribution
↑
parameters of the model
↑
training examples



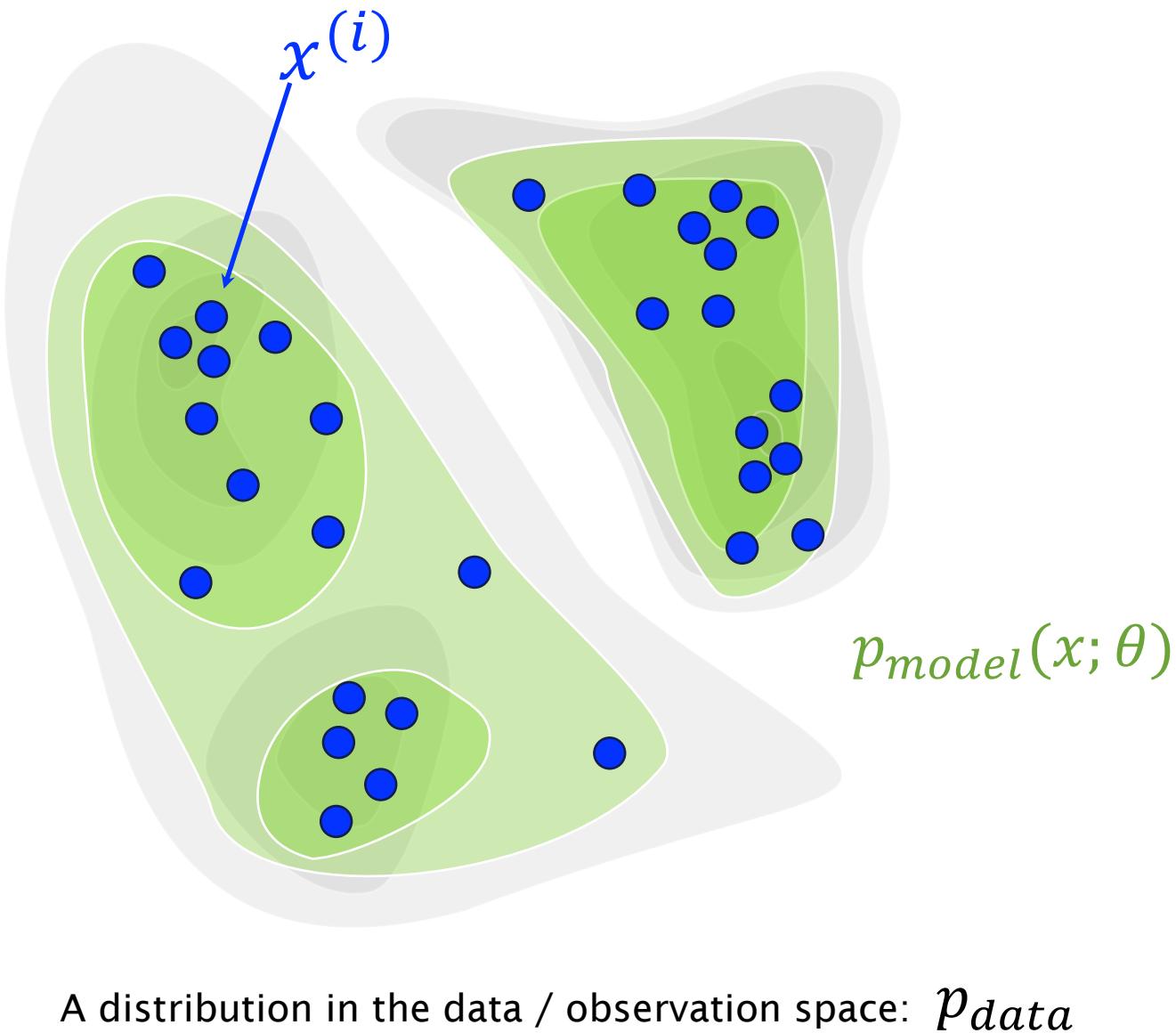
Maximum likelihood

- Given training data and a model with model parameters, we choose the parameters to maximize the likelihood of the training examples

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \prod_{i=1}^m p_{model}(x^{(i)}; \theta)$$

In practice log-space:

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^m \log(p_{model}(x^{(i)}; \theta))$$



Explicit density models

$$p_{model}(x; \theta) \sim p_{data}(x)$$

- Explicit representation of the model density
- Examples:
 - Gaussian mixture models
 - Variational autoencoders



Maximum likelihood

Explicit density

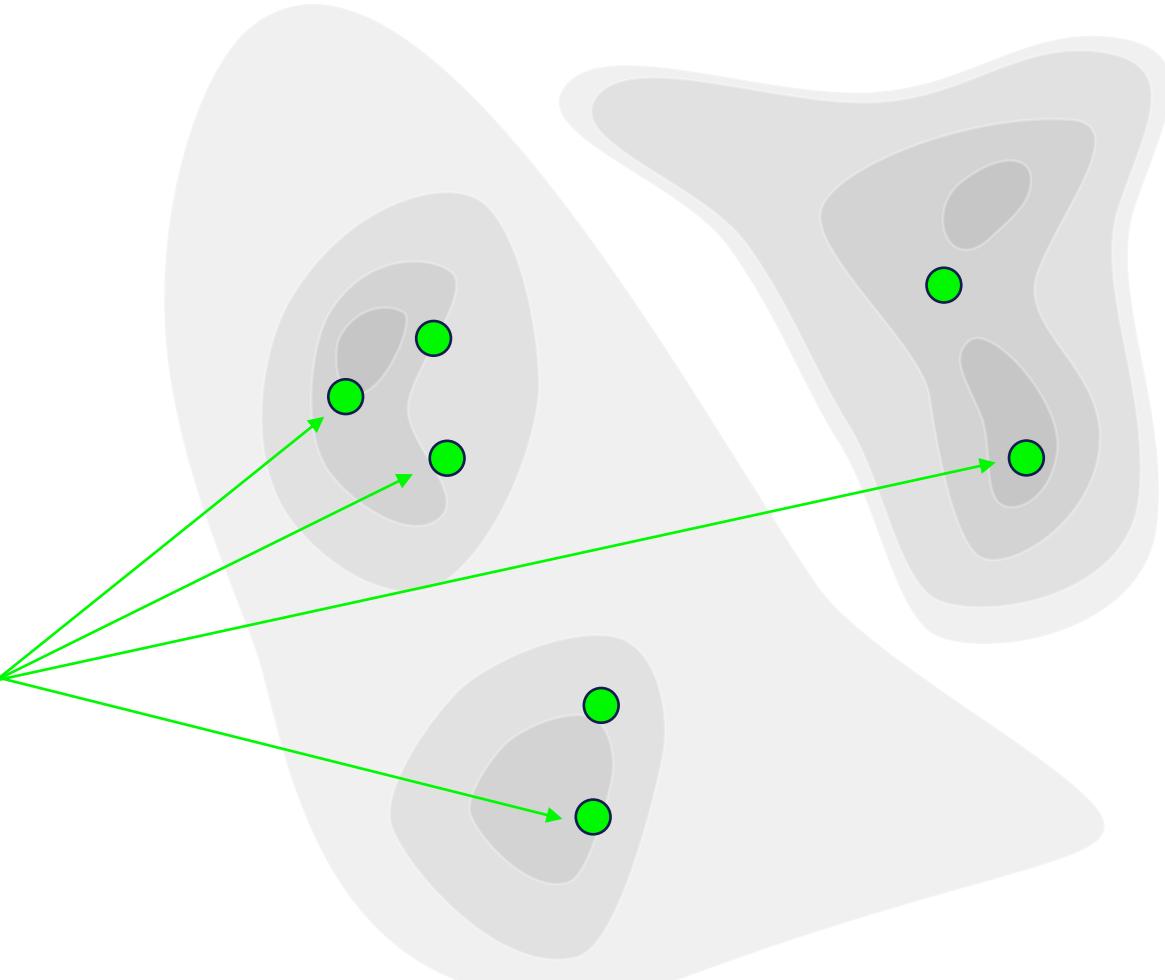
Implicit density

Implicit density models

$$p_{model}(x; \theta) \sim p_{data}(x)$$

- Implicit density model that can generate samples from its density
- Examples: GANs, GSN

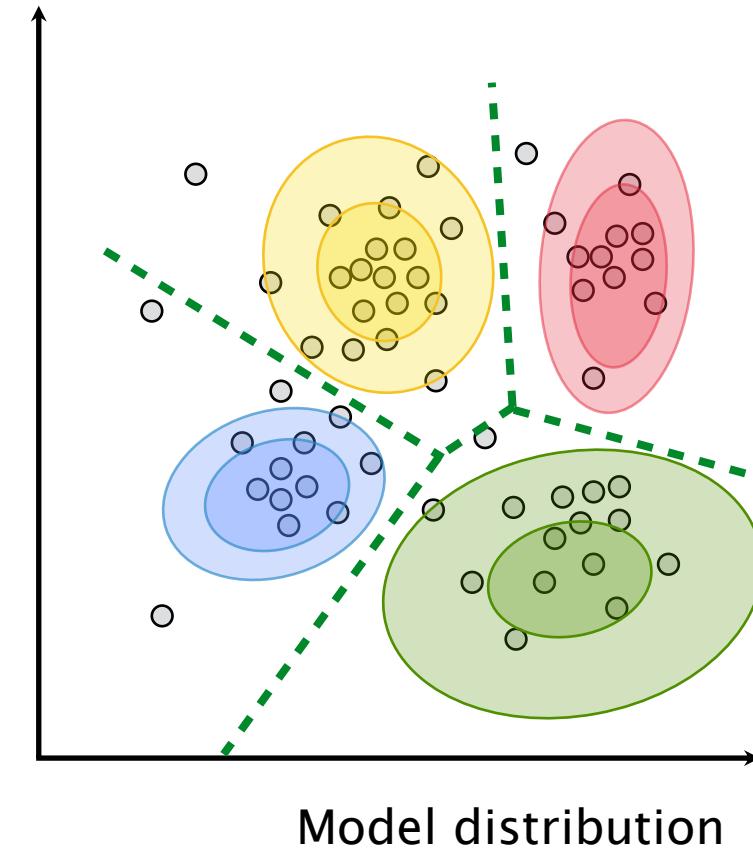
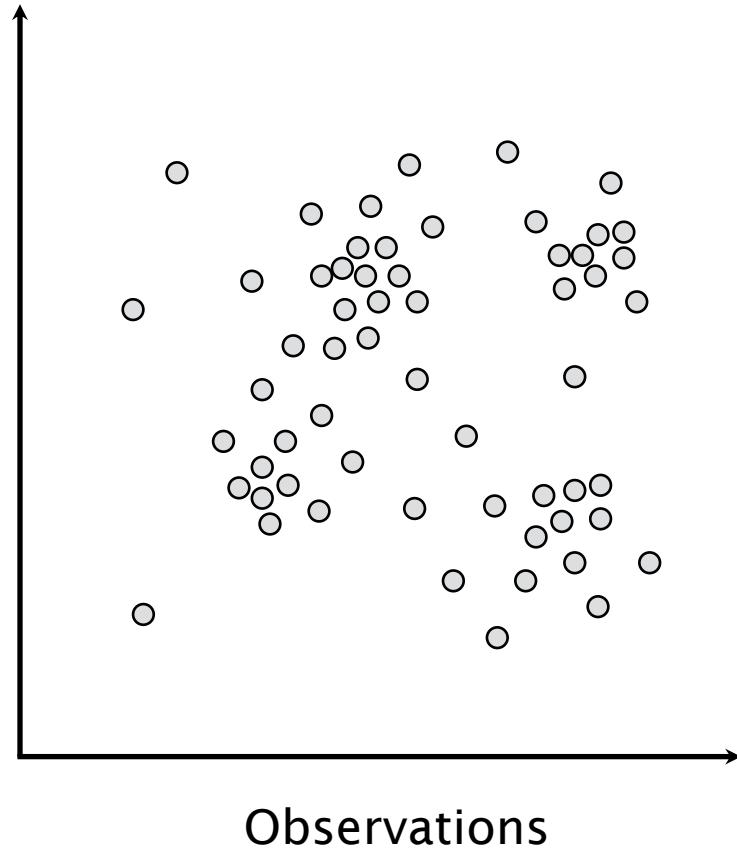
$Z \rightarrow$ Generator



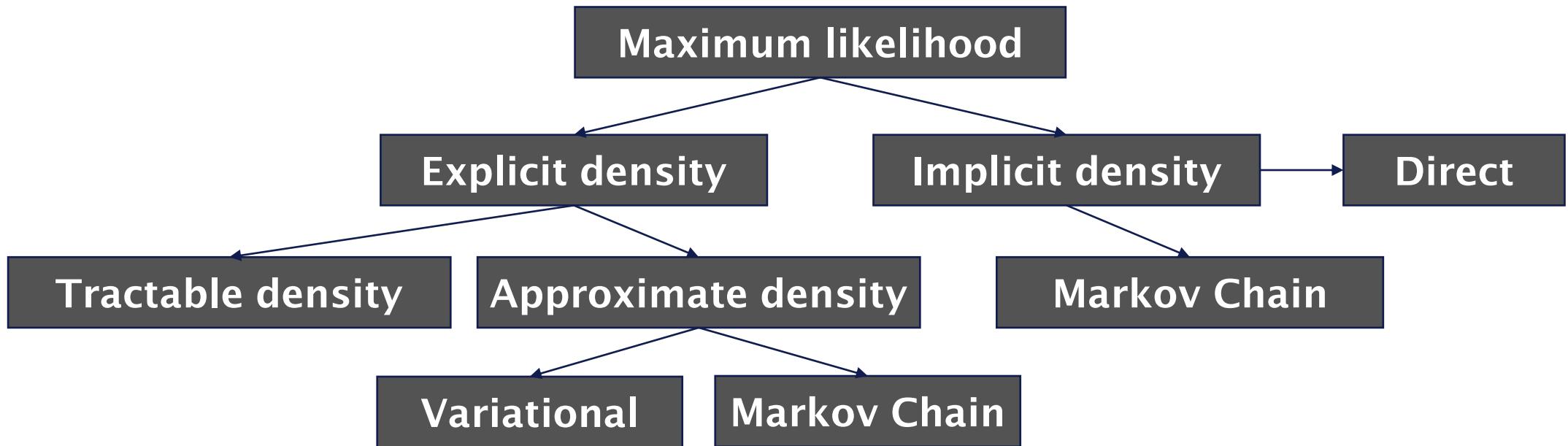
Explicit density

Implicit density

Example: Clustering / Gaussian mixture model (GMM)

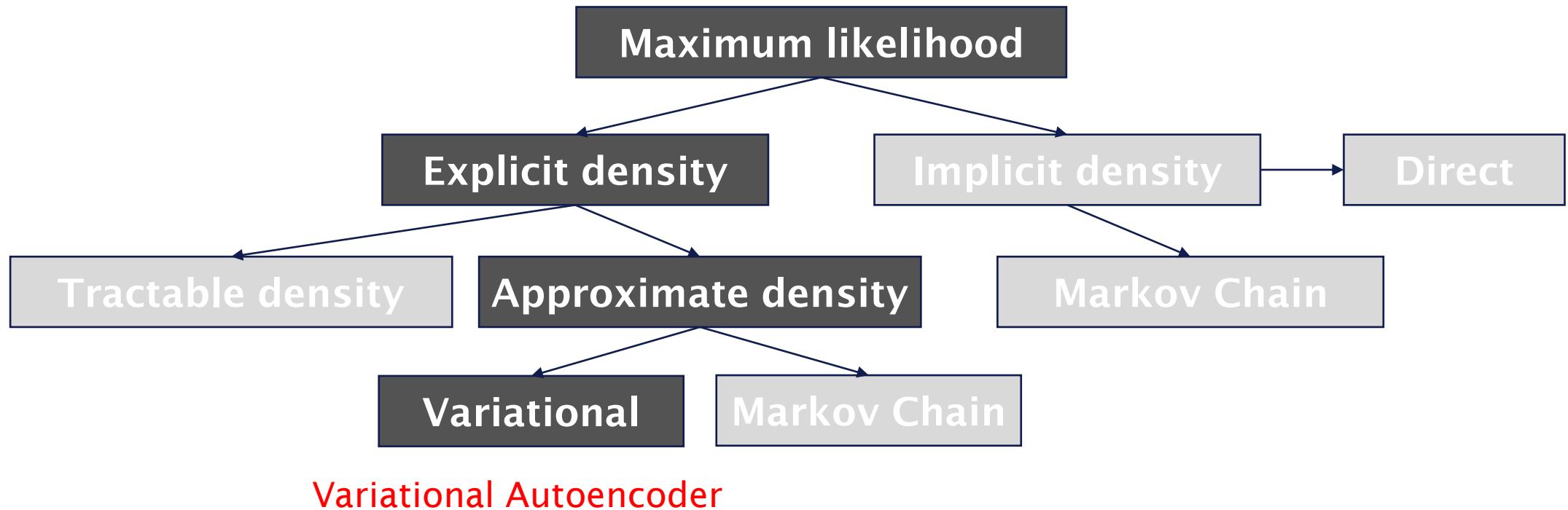


Taxonomy of generative models



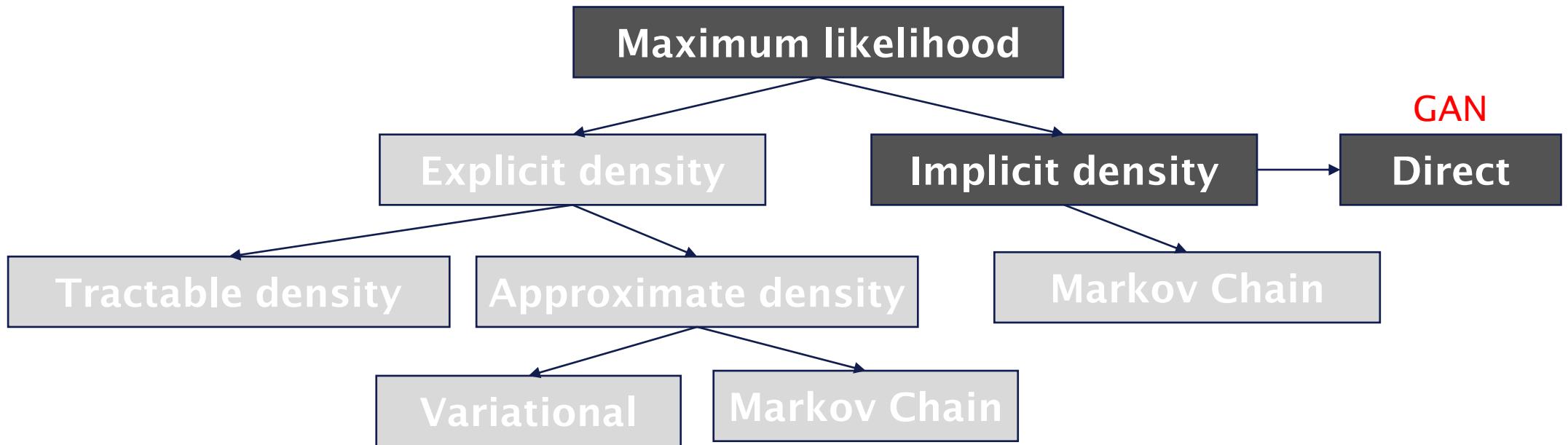
Taxonomy following I. Goodfellow 2016

Taxonomy of generative models



Taxonomy following I. Goodfellow 2016

Taxonomy of generative models

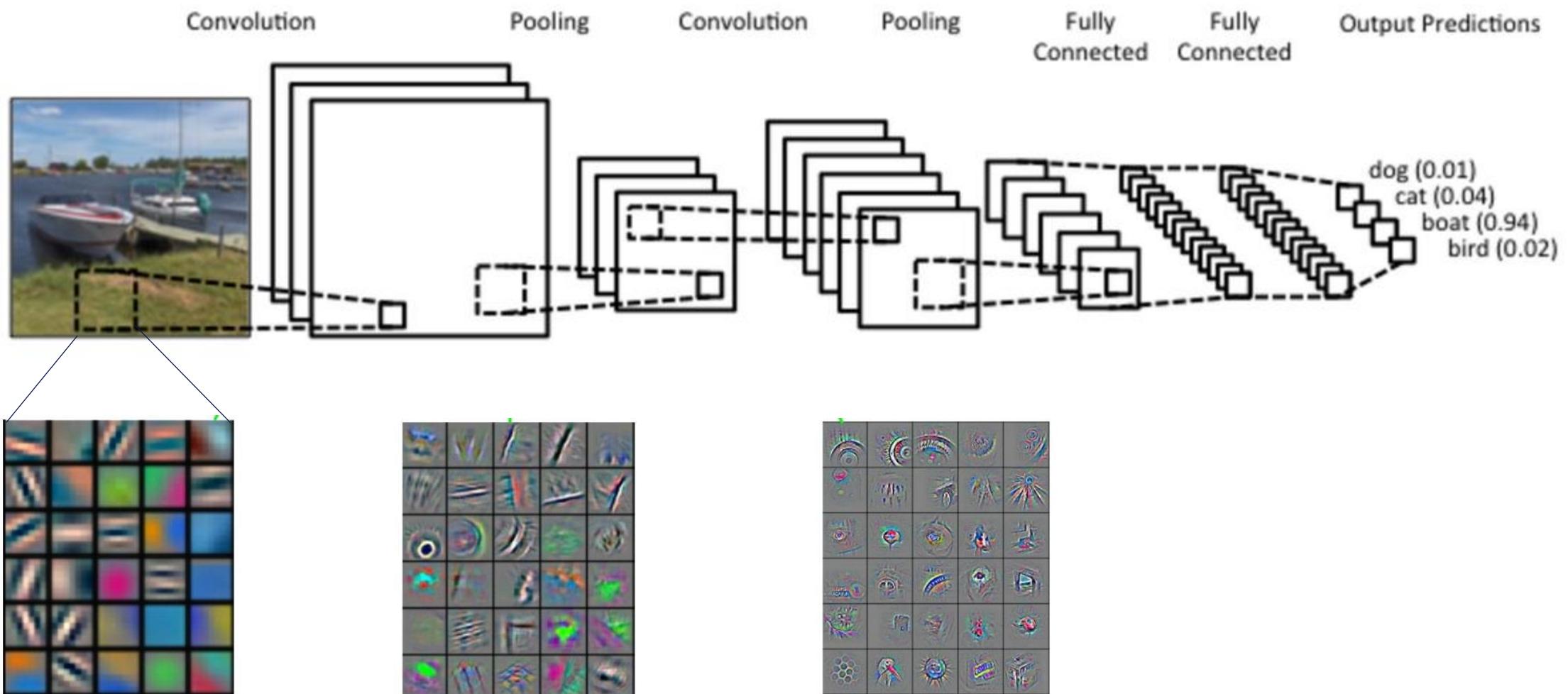


Taxonomy following I. Goodfellow 2016

Auto Encoders

Ian Goodfellow 2016 - GAN Tutorial - <https://arxiv.org/abs/1701.00160>

Convolutional Neural Network



Autoencoder

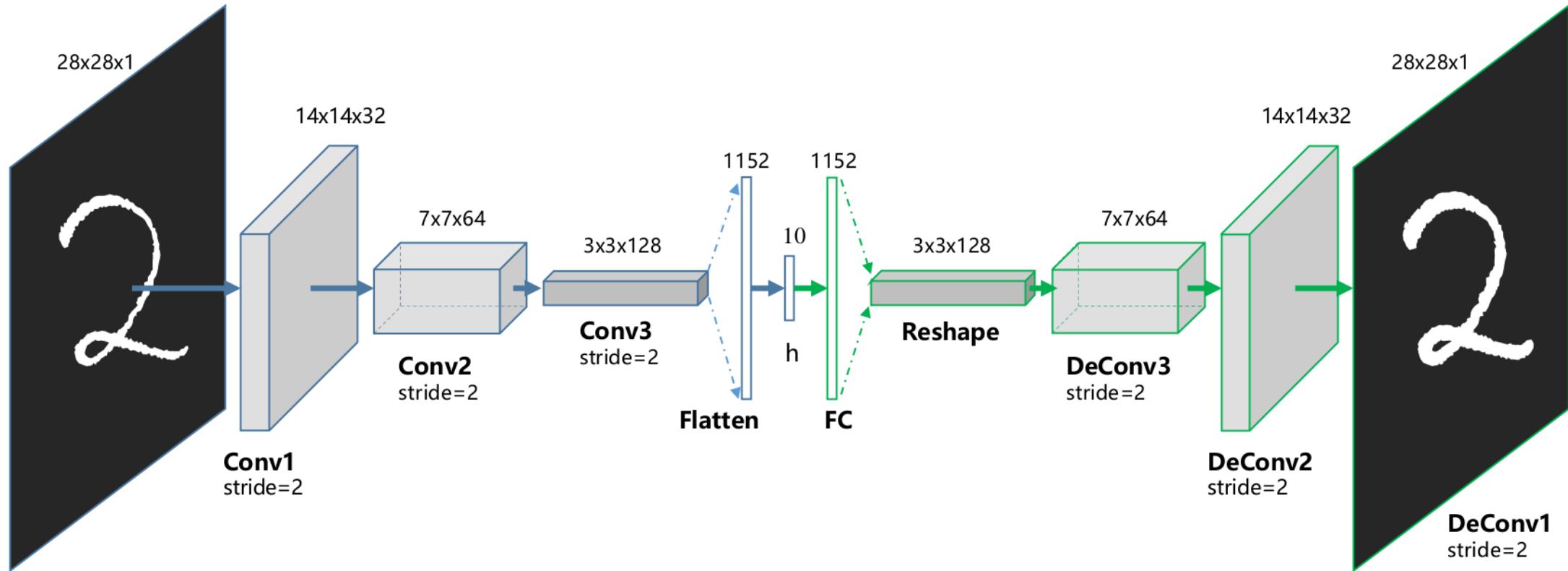
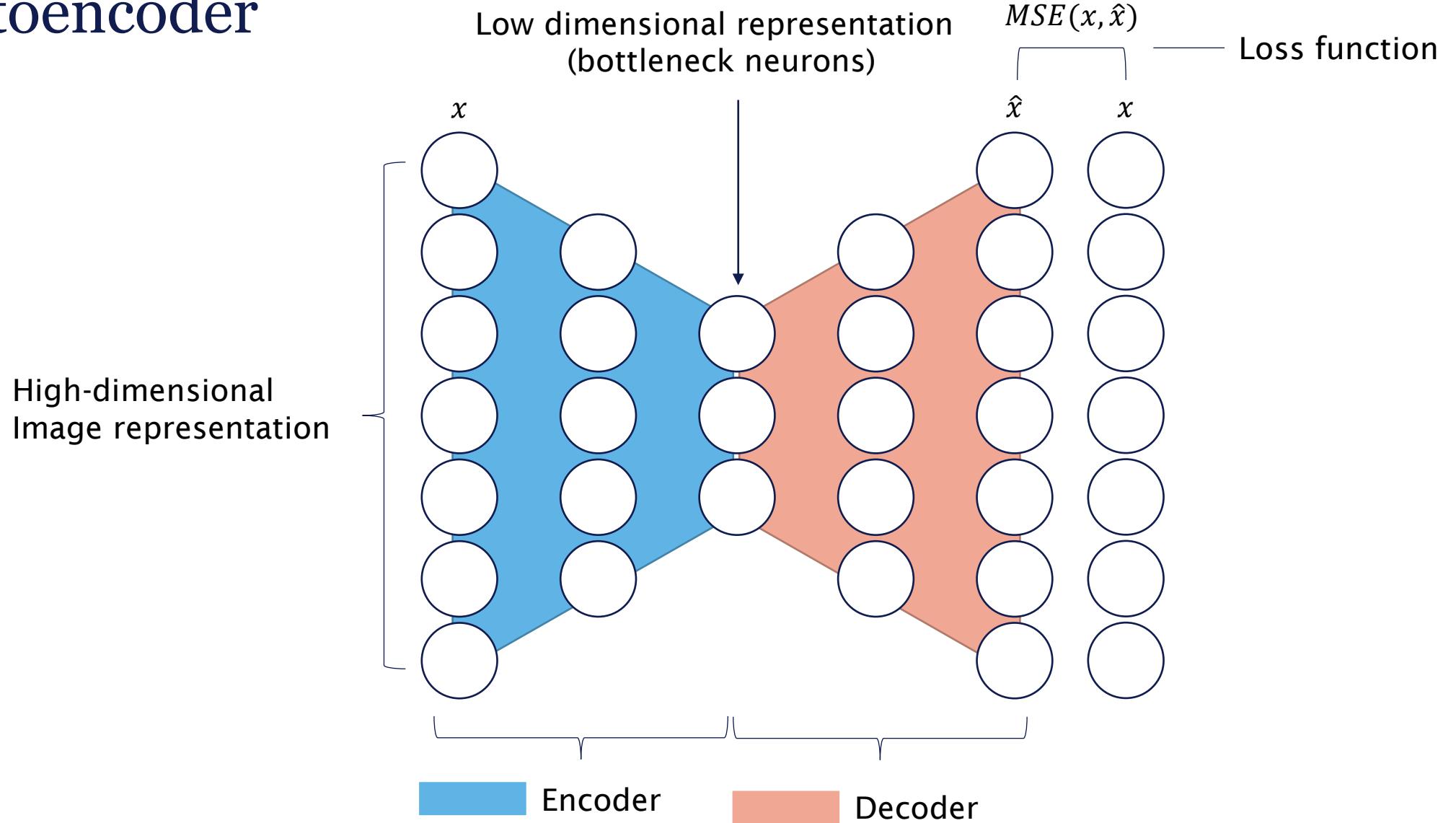
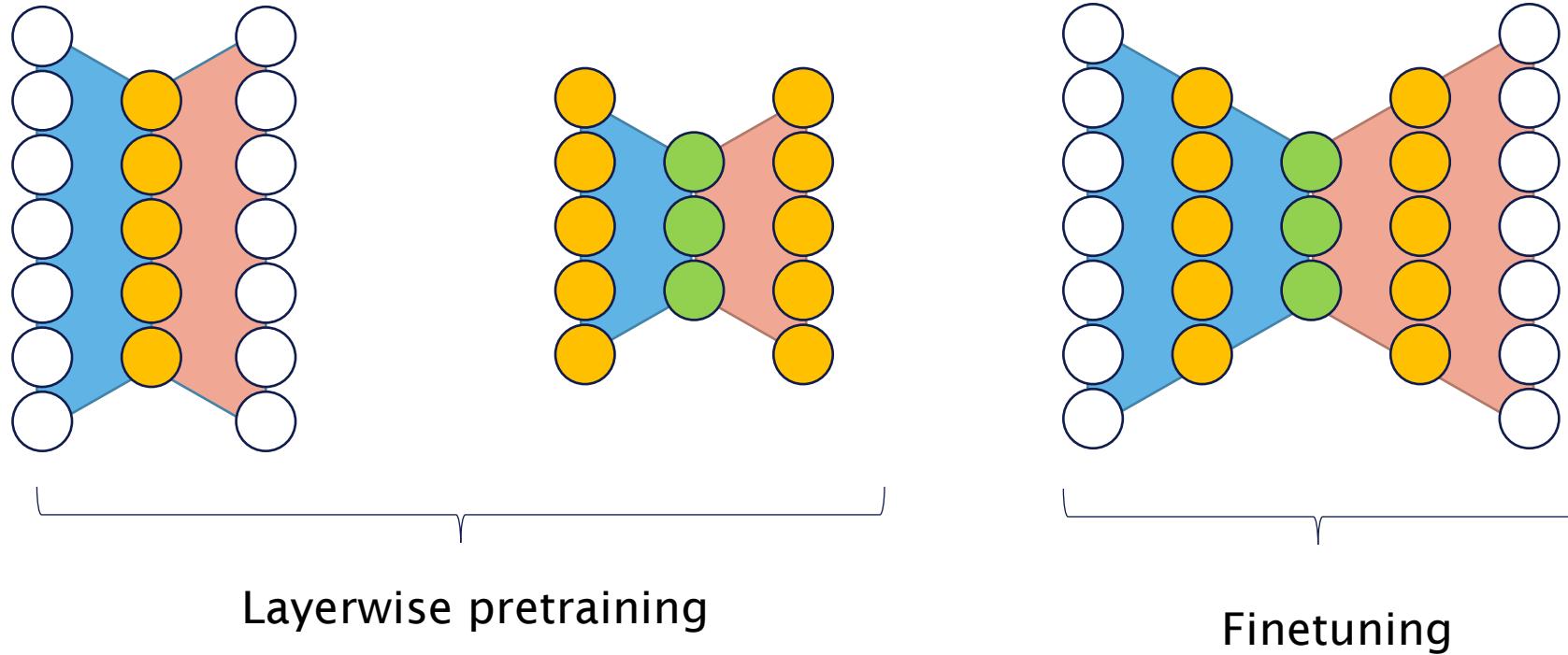


Figure from [Guo et al. 2017]

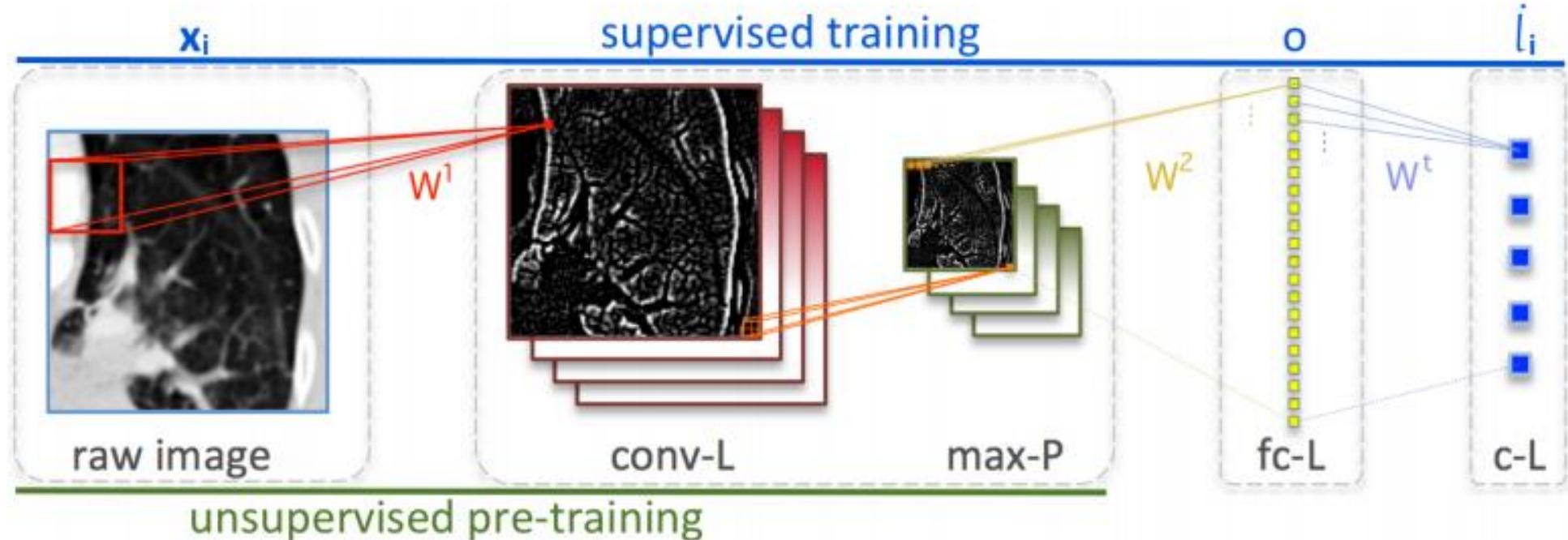
Autoencoder



Stacked Autoencoder



#TBT ... Lung pattern classification



[Schlegl et al. MICCAI-MCV 2014]

Example: faces



Figure from [\[Hinton & Salakhutdinov Science 2006\]](#)

The code layer represents structure

- Autoencoder: 784-1000-500-250-2 layers.

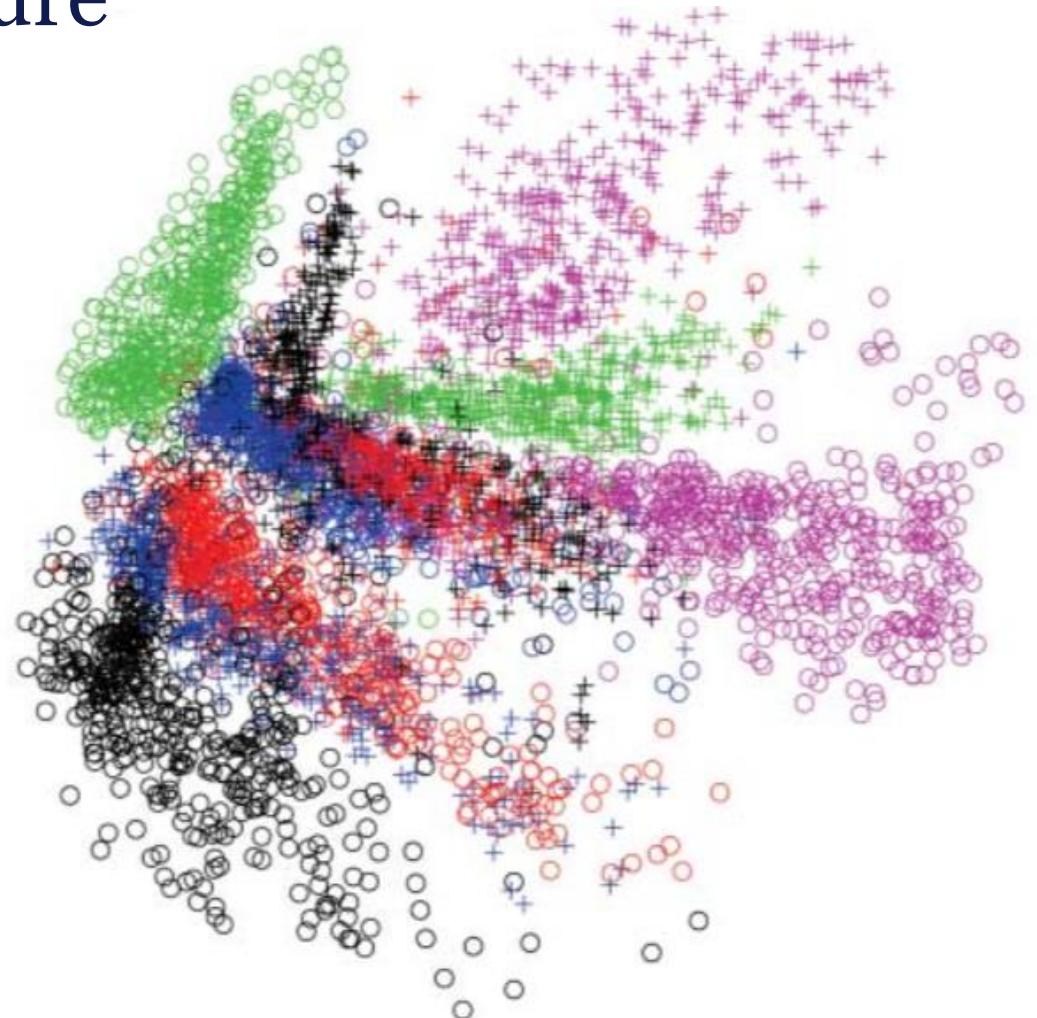
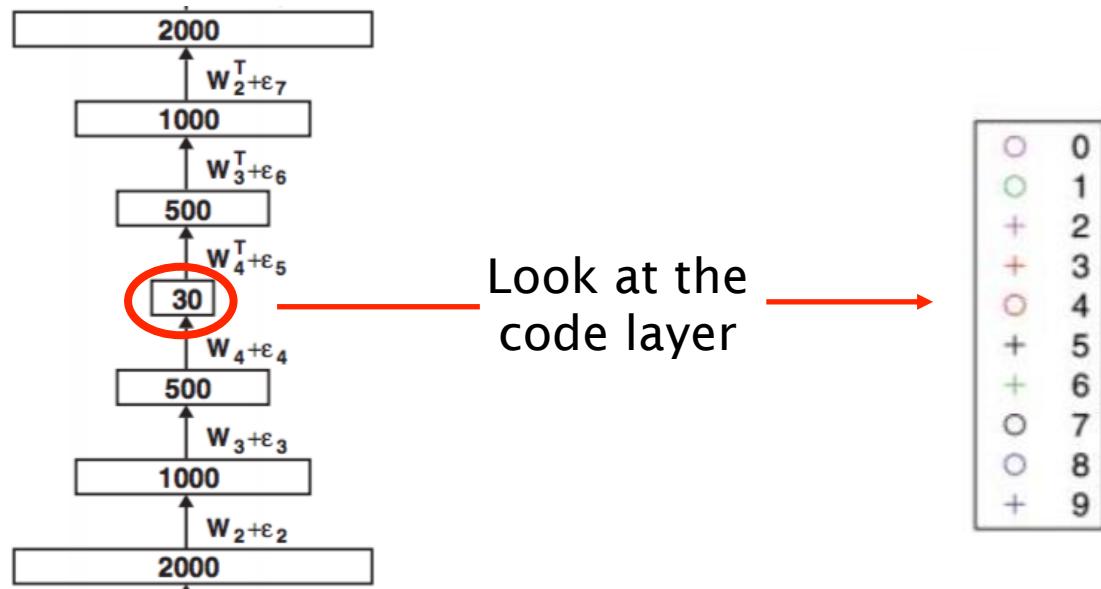
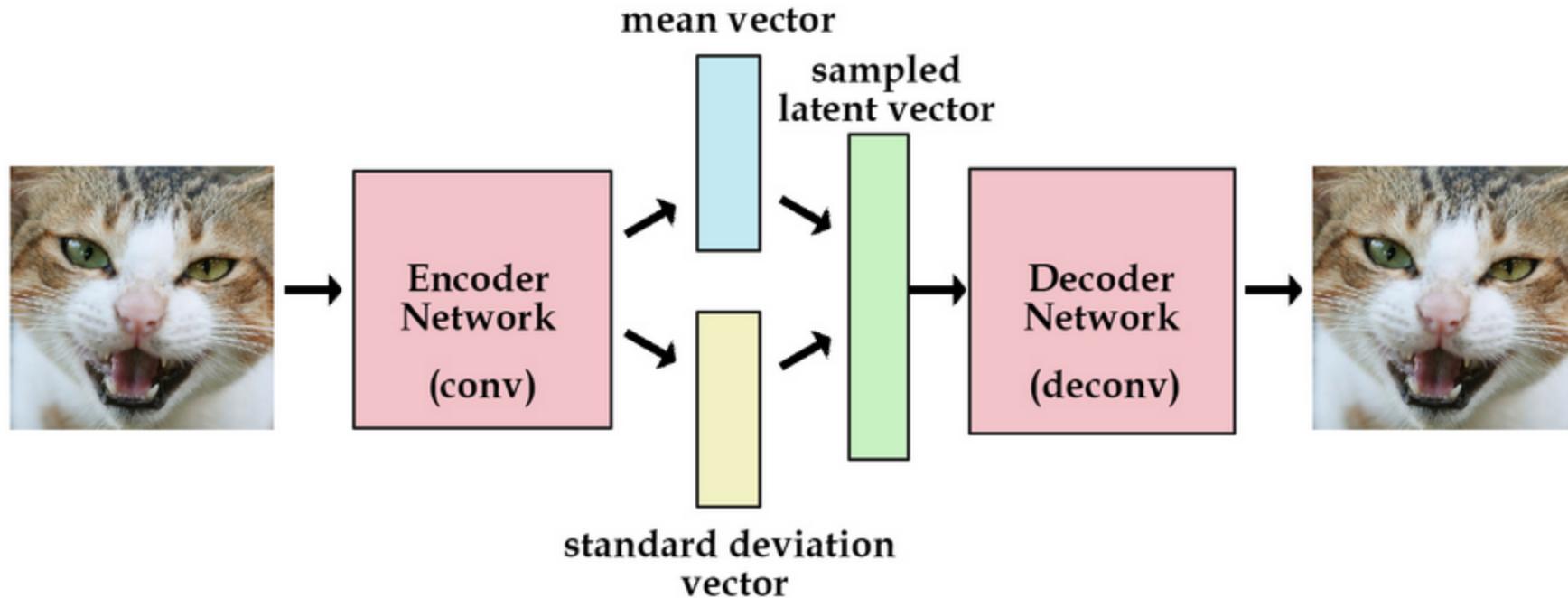


Figure from [\[Hinton & Salakhutdinov Science 2006\]](#)

Variational Autoencoder



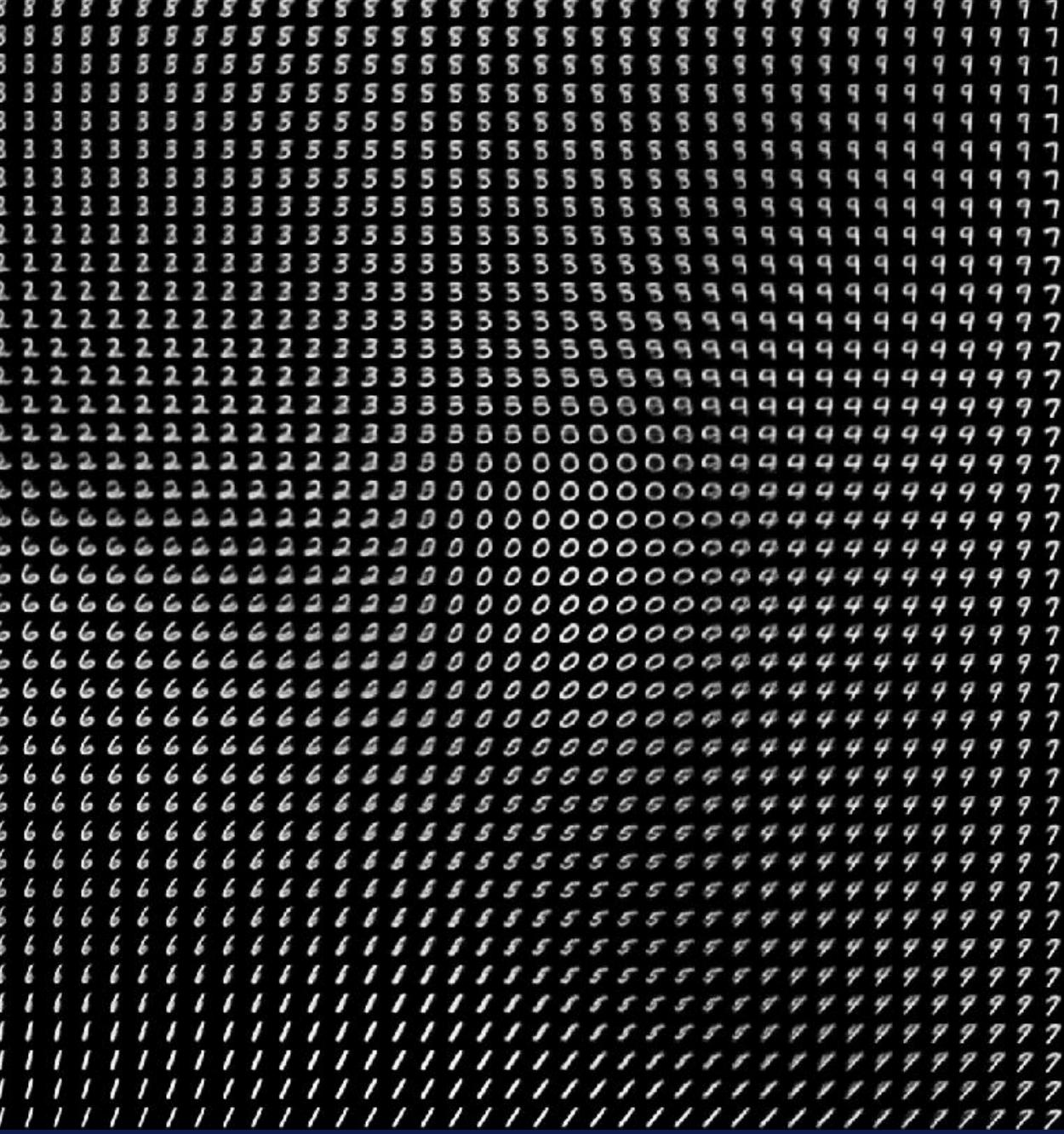
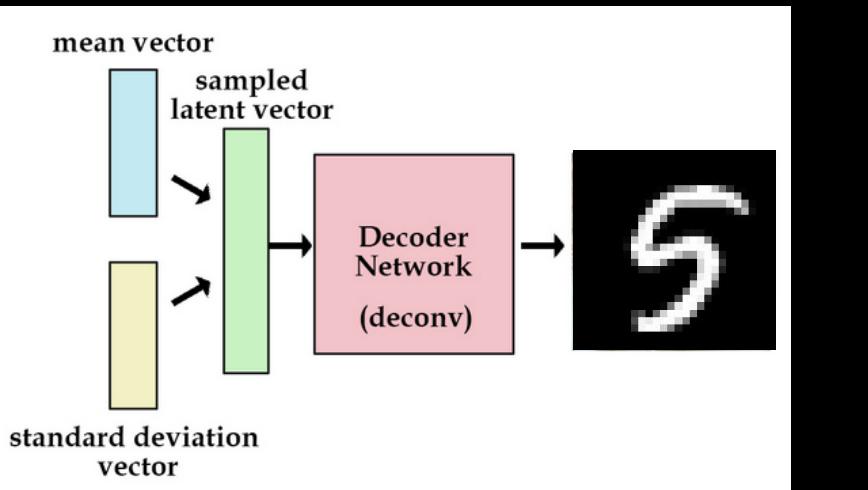
$$\text{Loss function: } MSE(x, \hat{x}) + \beta \sum_j KL(q_j(z|x) \| N(0,1))$$

reconstruction property of latent space

Variational Autoencoder

Generative Model

we can sample new cases



Generative adversarial networks

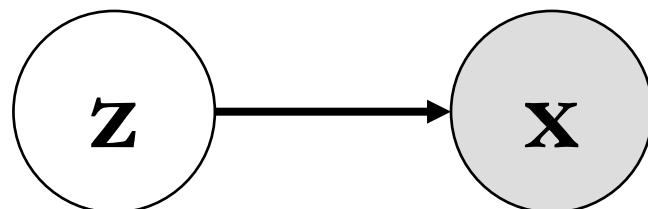
Goodfellow et al. 2014 NIPS - [arXiv:1406.2661](https://arxiv.org/abs/1406.2661)
Ian Goodfellow 2016 - GAN Tutorial - [arXiv:1701.00160](https://arxiv.org/abs/1701.00160)

A generative model: generates observations from a latent variable

Generator: \mathbf{G}

$$\mathbf{G}: \mathcal{Z} \rightarrow \mathcal{X}$$

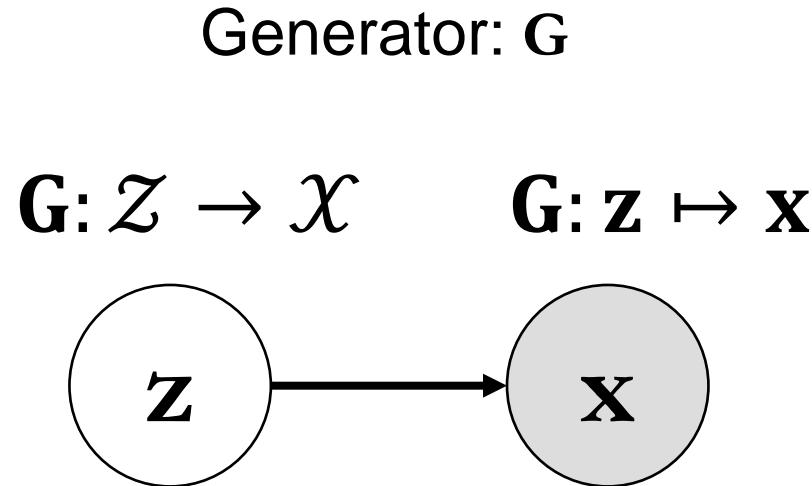
$$\mathbf{G}: \mathbf{z} \mapsto \mathbf{x}$$



z has a latent prior in the z space $z \sim p_z(z), z \in \mathcal{Z}$

$\mathbf{G}(\cdot; \theta^G)$ implicitly defines a model distribution $p_{model}(x; \theta^G)$

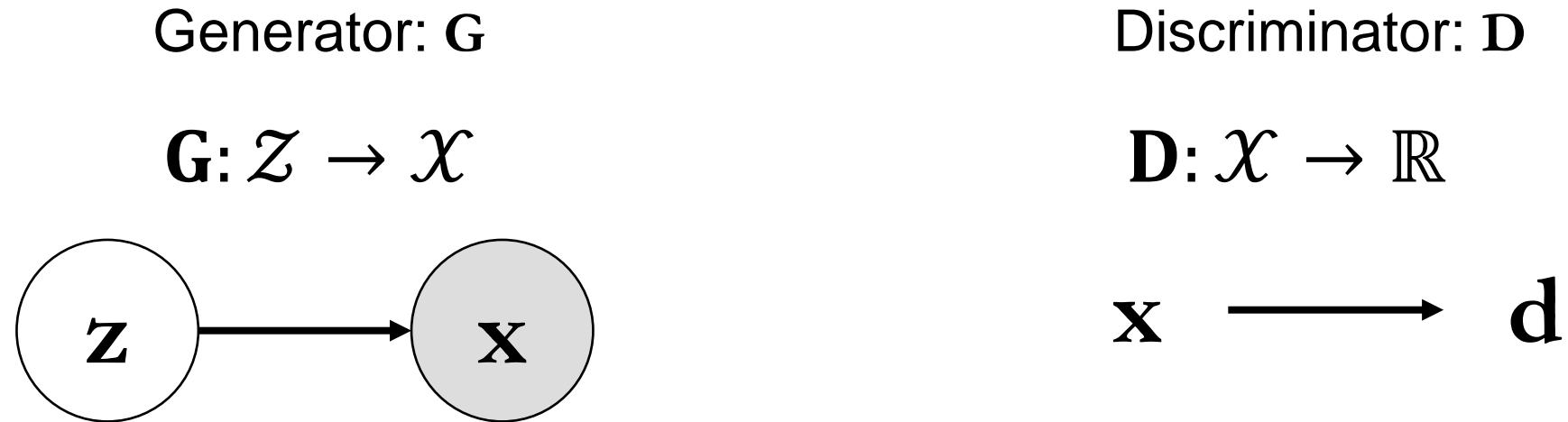
A generative model: generates observations from a latent variable



How do we train it to become good at sampling?

Game:
The **Generator** generates fakes
The **Discriminator** has to tell fakes and real examples apart

A generative model: generates observations from latent variable



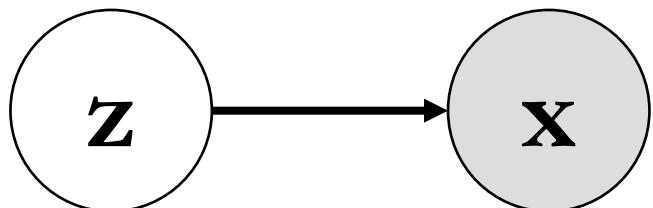
$\mathbf{D}(\cdot; \theta^D)$ scores how fake/real a sample looks like

Adversarial learning

Generator: **G**

Parameters: $\theta^{(G)}$

Cost function: $J^{(G)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$



Latent variable

Observed variable

e.g., image

Discriminator: **D**

Parameters: $\theta^{(D)}$

Cost function: $J^{(D)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$



real or faked
image

Decision: is the
input real or fake

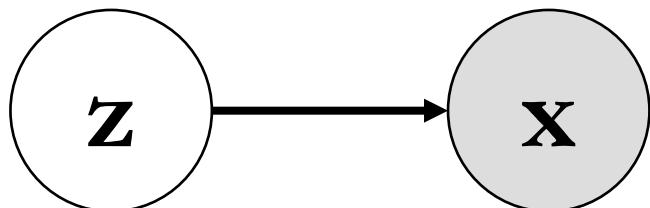
Both, generator and discriminator are ***differentiable***

Adversarial learning

Generator: **G**

Parameters: $\theta^{(G)}$

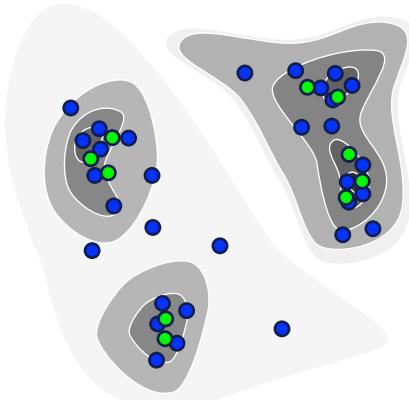
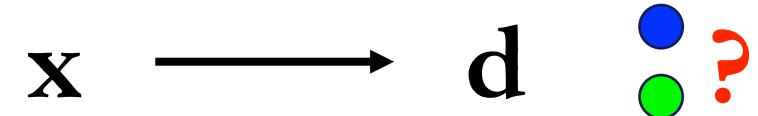
Cost function: $J^{(G)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$



Discriminator: **D**

Parameters: $\theta^{(D)}$

Cost function: $J^{(D)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$



The discriminator learns to discriminate between real examples (blue) and generated samples (green).

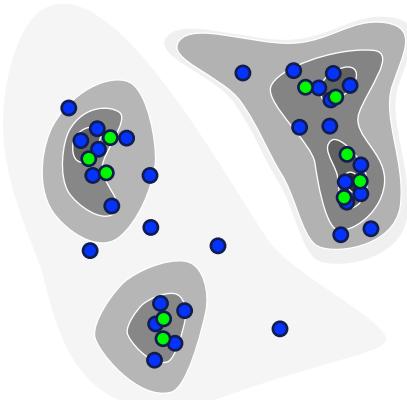
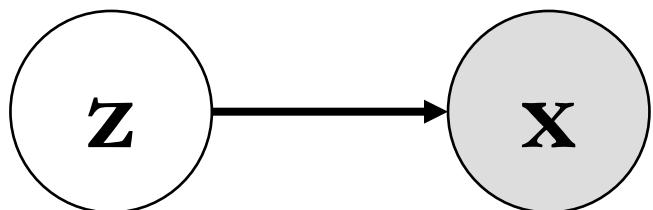
Minimize $J^{(D)}$ through changing $\theta^{(D)}$

Adversarial learning

Generator: **G**

Parameters: $\theta^{(G)}$

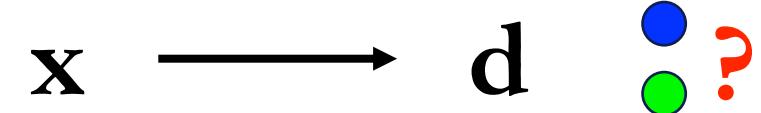
Cost function: $J^{(G)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$



Discriminator: **D**

Parameters: $\theta^{(D)}$

Cost function: $J^{(D)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$



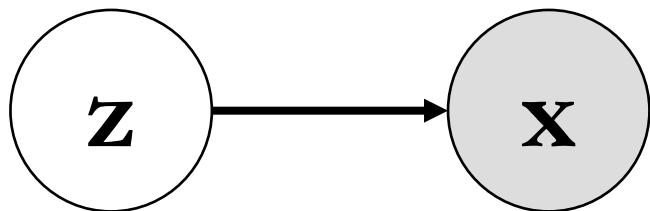
Its primary purpose is to provide the cost function of the generator with a **reward function** to evaluate its quality

Adversarial learning

Generator: **G**

Parameters: $\theta^{(G)}$

Cost function: $J^{(G)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$

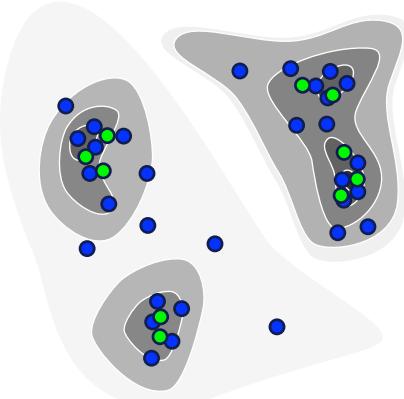
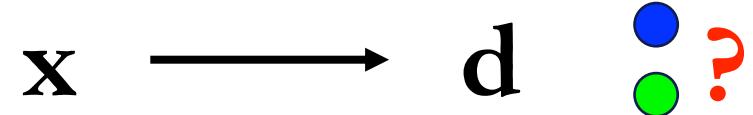


The generator learns to generate samples that are hard to discern from real examples. Its cost function is penalized by the discriminator.

Discriminator: **D**

Parameters: $\theta^{(D)}$

Cost function: $J^{(D)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$

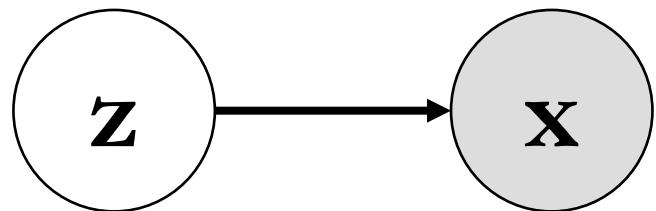


Training: simultaneous stochastic gradient descent (SDG)

Generator: **G**

Parameters: $\theta^{(G)}$

Cost function: $J^{(G)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$



Discriminator: **D**

Parameters: $\theta^{(D)}$

Cost function: $J^{(D)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$



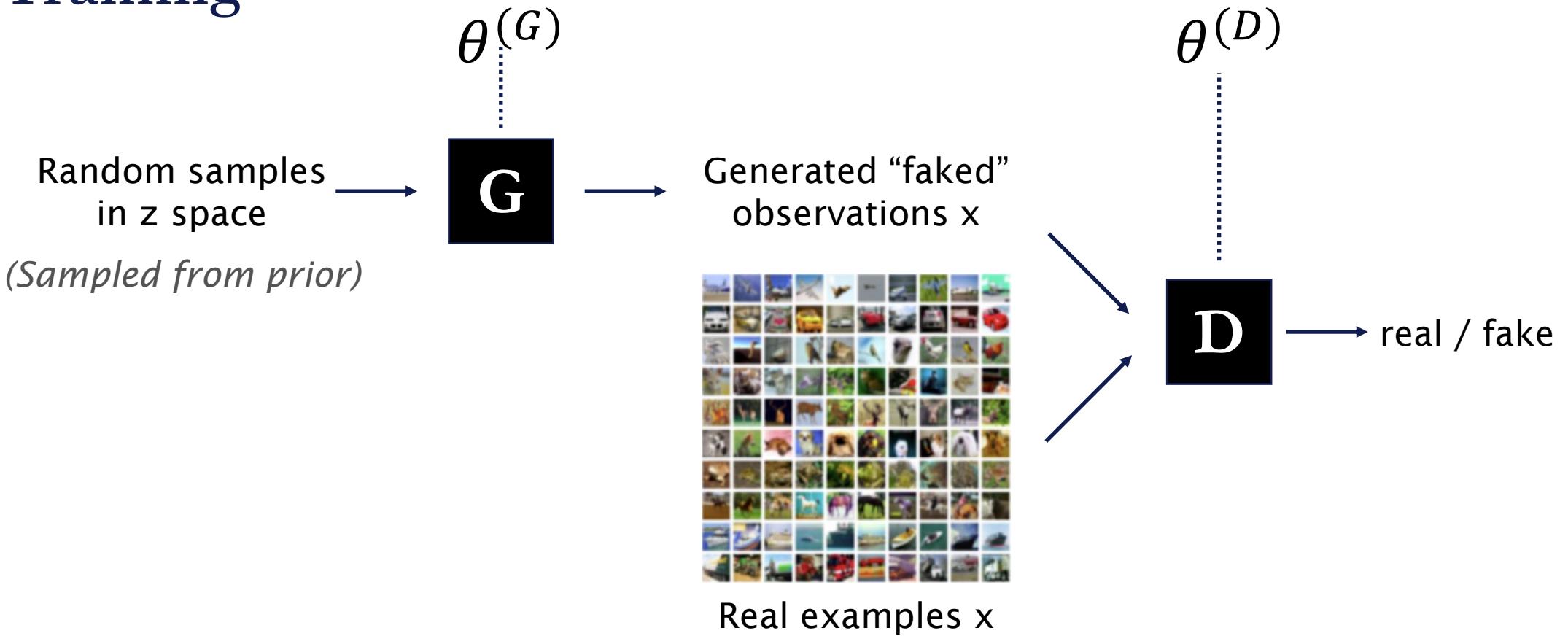
2 minibatches of samples:

- z values drawn from model prior in z space generating x
- x from the training example set

Two gradient steps:

- Update $\theta^{(D)}$ to get better at discriminating generated from real data
- Update $\theta^{(G)}$ to minimize $J^{(G)}$ which can be e.g., $J^{(G)} = -J^{(D)}$

Training



$$V(\theta^{(D)}, \theta^{(G)}) = -J^{(D)}(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$$

$$\operatorname{argmin}_{\theta^{(G)}} \max_{\theta^{(D)}} V(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$$

A **minimax game** using a value function

Training to reach equilibrium



This is a game, where each player wishes to minimize the cost function that depends on parameters of both players, while only having control over its own parameters.

The solution to this game is a **Nash equilibrium**

A Nash equilibrium is a tuple $(\theta^{(D)}, \theta^{(G)})$ so that $J^{(D)}$ is a local minimum w.r.t. $\theta^{(D)}$, and $J^{(G)}$ is a local minimum w.r.t. $\theta^{(G)}$

Example: adversarial learning in 1D

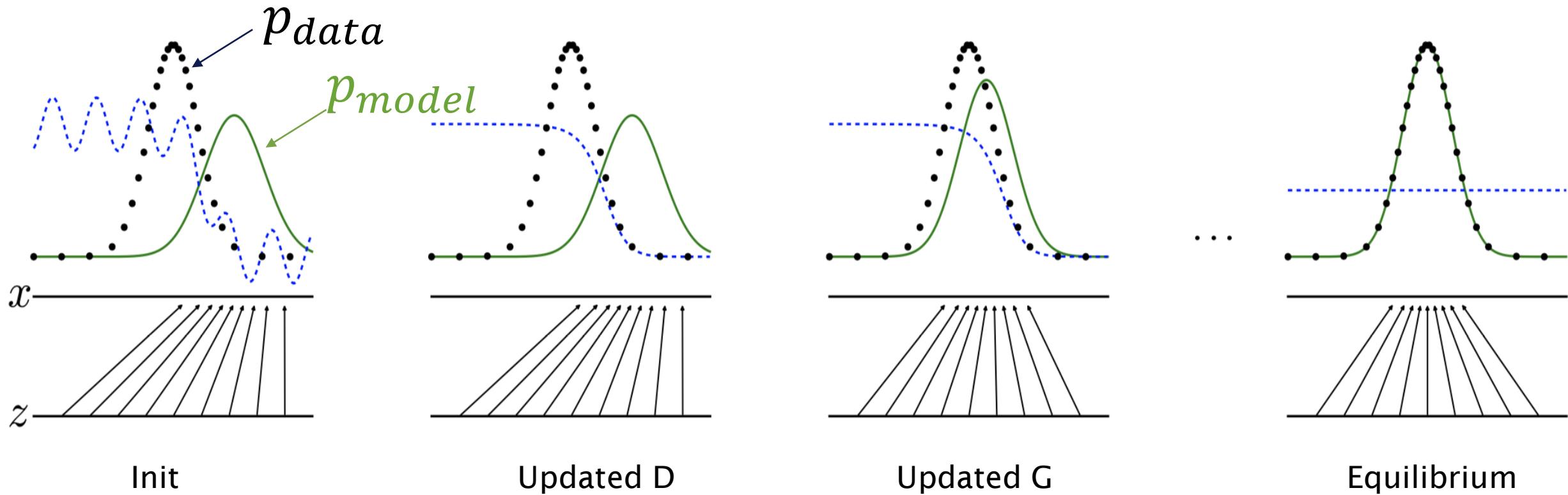
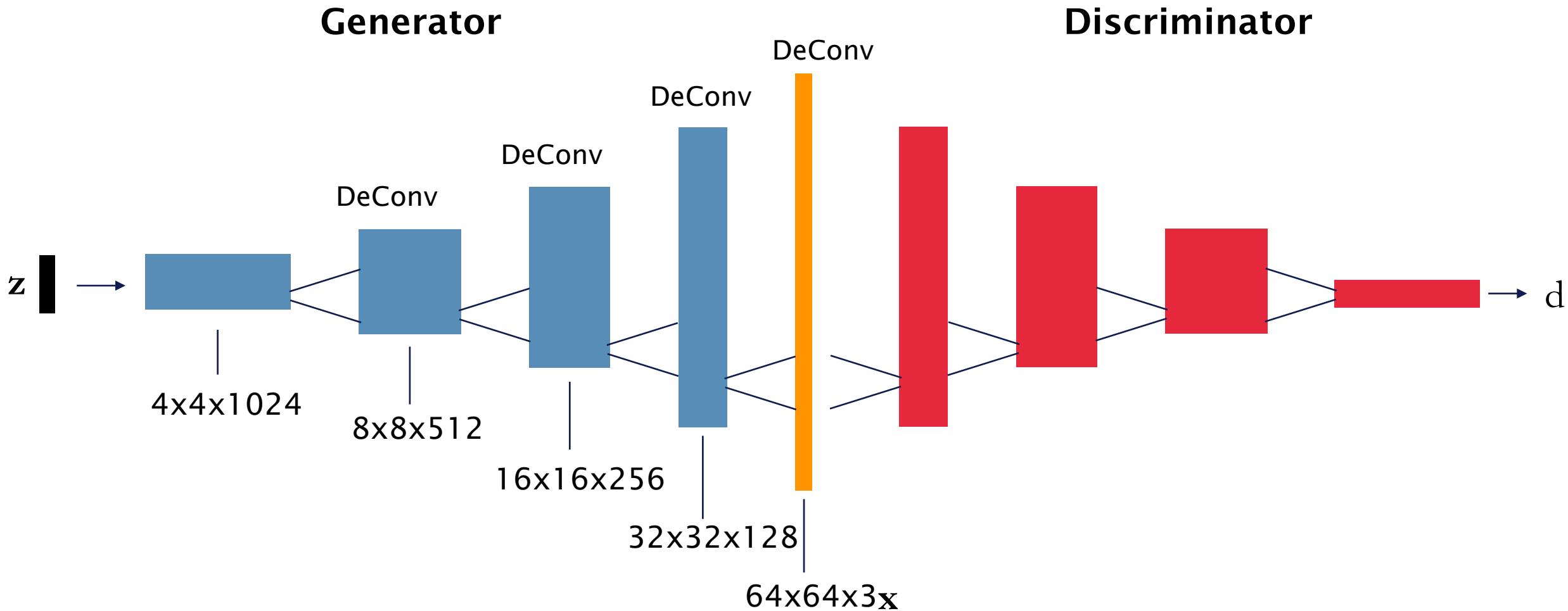


Figure from [Goodfellow et al. 2014 Generative Adversarial Nets arXiv:1406.2661](#)

Deep Convolutional GANs (DCGAN)



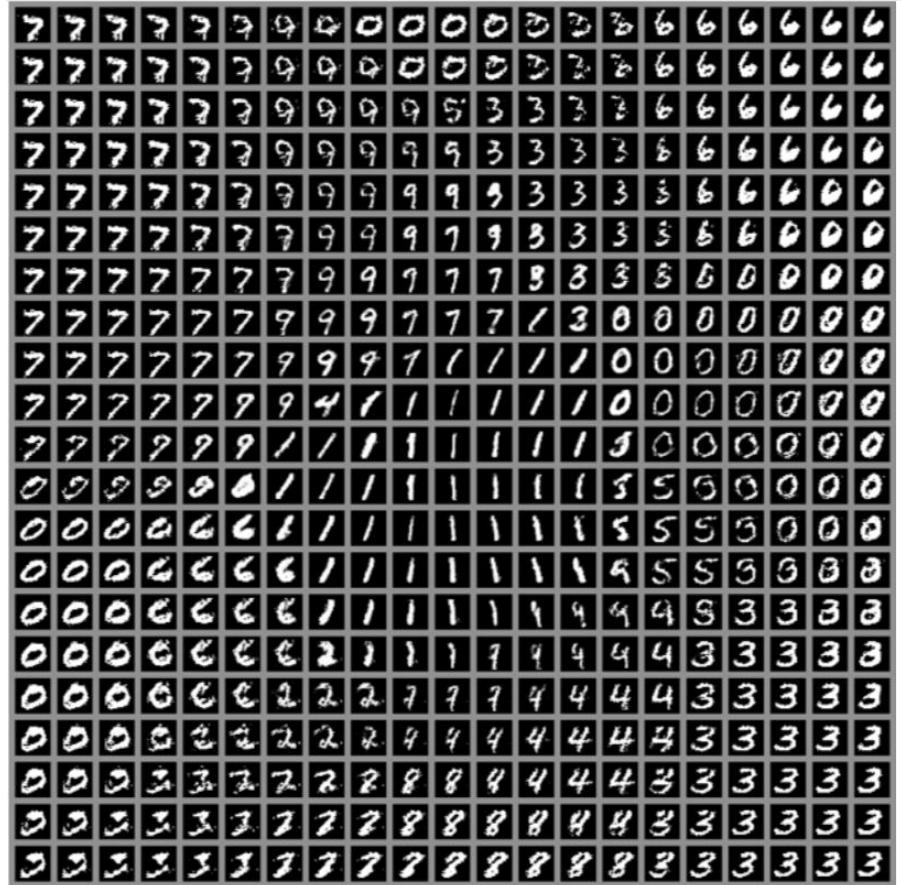
Goodfellow et al. 2014; Radford et al. 2015

Learning the distribution of data

- We learn a manifold of plausible
- We can produce plausible data

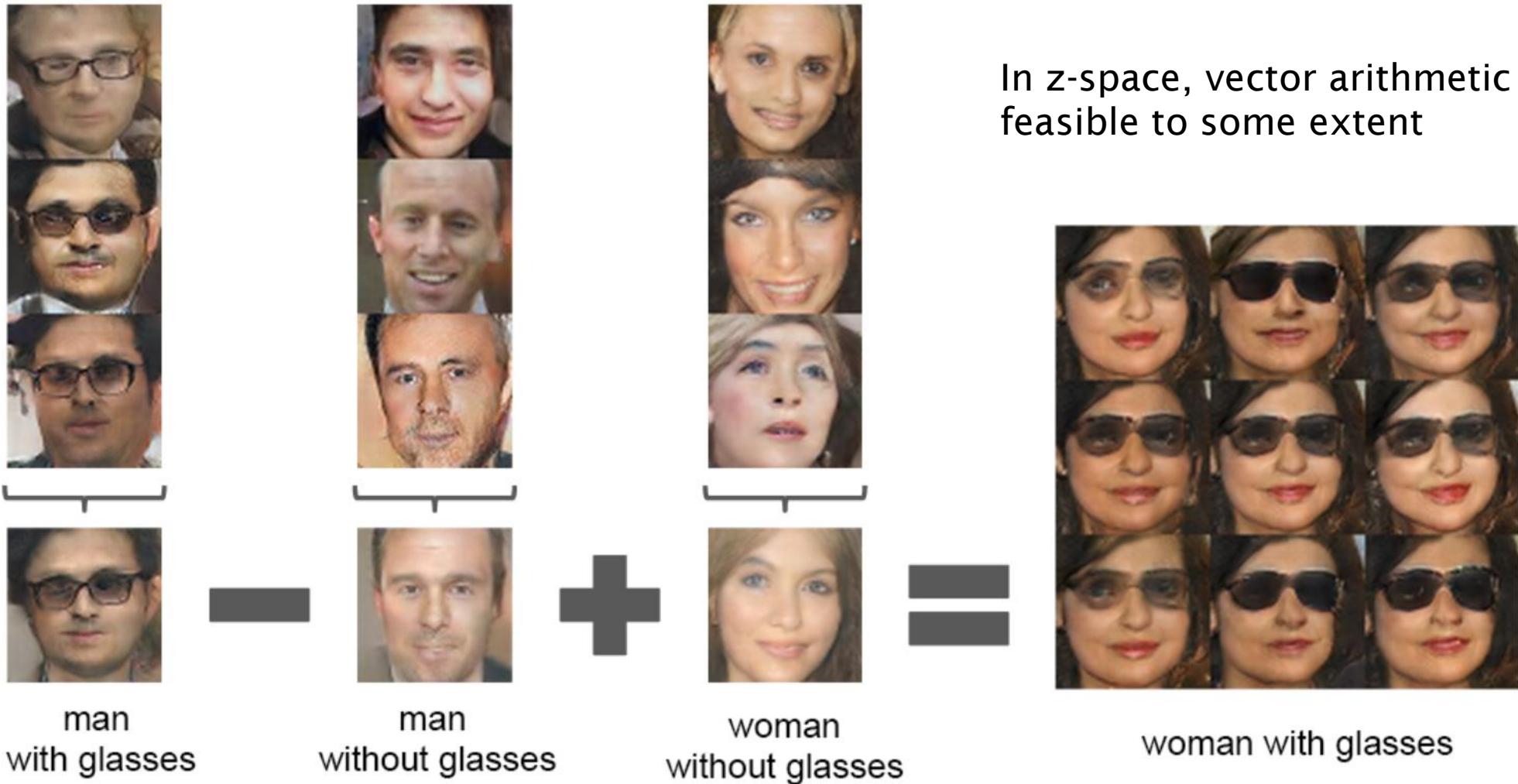


Figure from [Karras et al. 2017]



[Goodfellow et al. 2014 Generative Adversarial Nets]

Disentangling concepts - vector arithmetic in z space



Radford et al. 2015

Conditional GANs - *cGANs*

- A condition \mathbf{c} as an additional input to both the generator and the discriminator

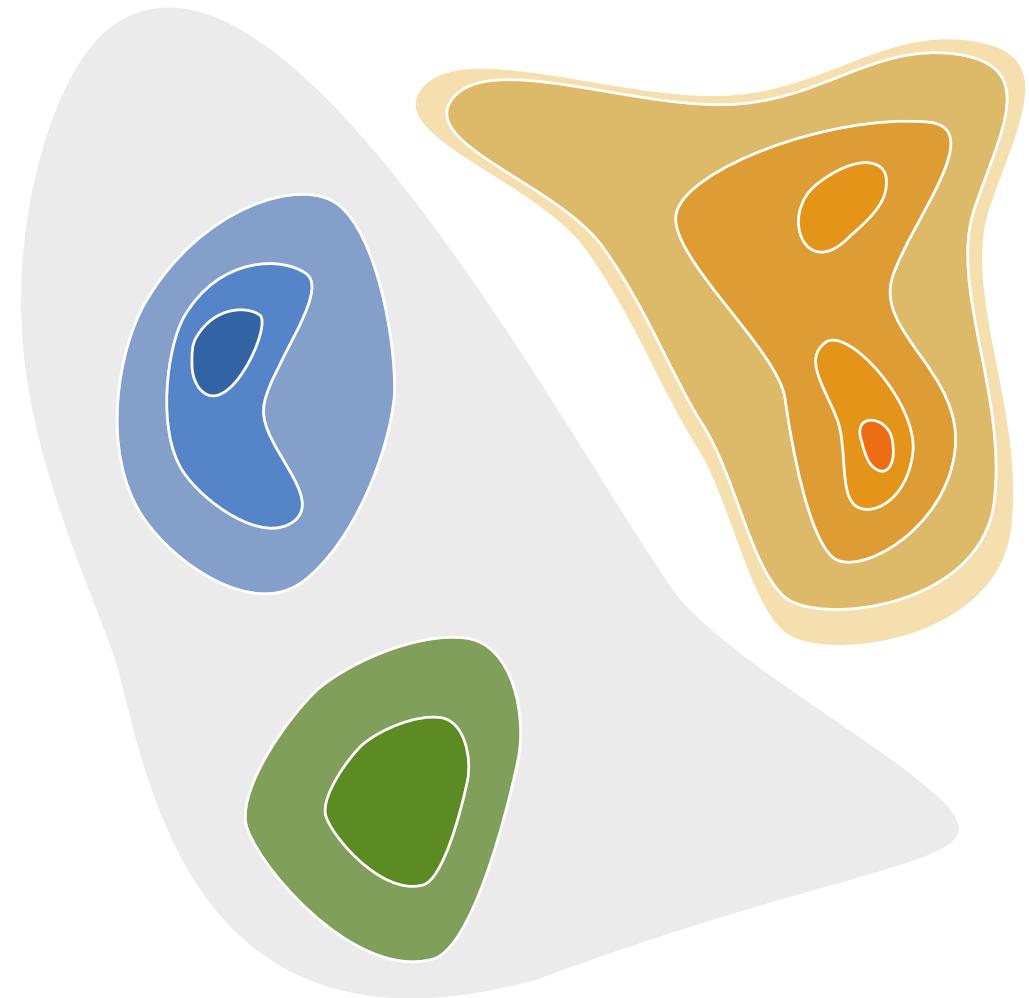
$$G: \mathcal{Z} \rightarrow \mathcal{X}$$

$$G: (\mathcal{Z}, \mathcal{C}) \rightarrow \mathcal{X}$$

$$G: \mathbf{z} \mapsto \mathbf{x}$$

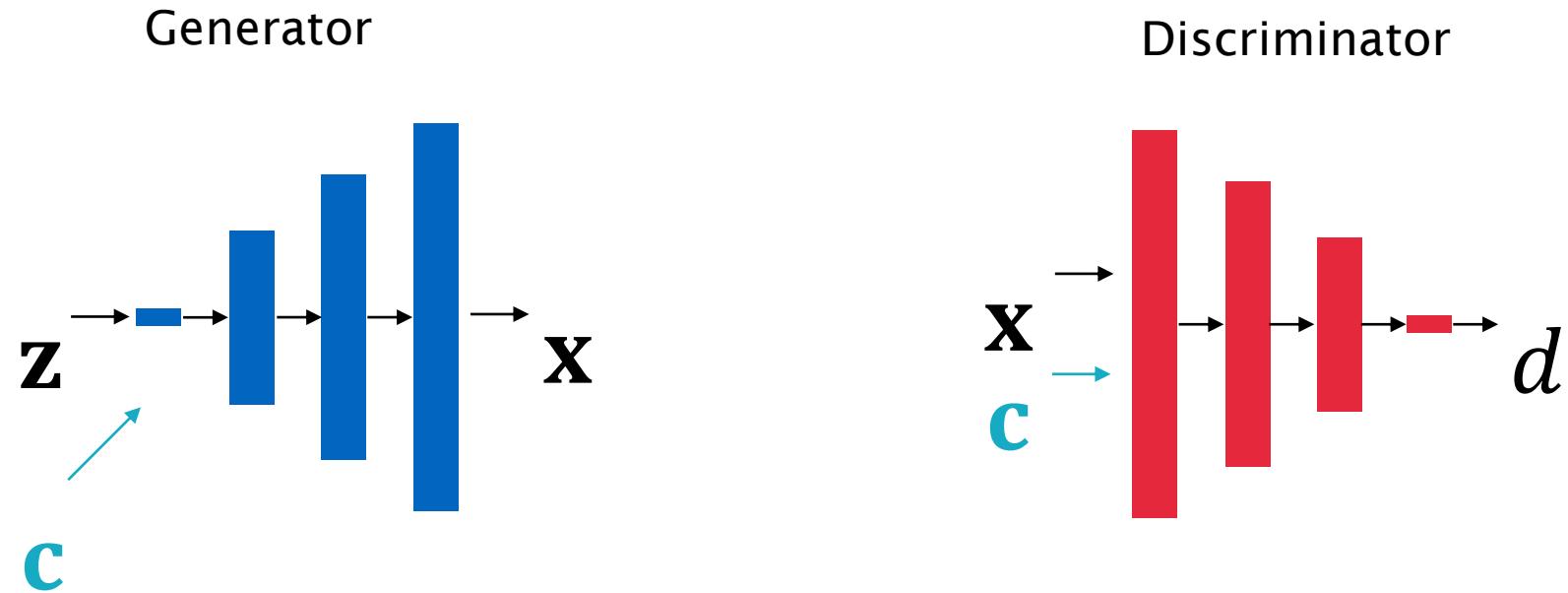
$$G: (\mathbf{z}, \mathbf{c}) \mapsto \mathbf{x}$$

$$D: (\mathbf{x}, \mathbf{c}) \mapsto d$$



$$p(\mathbf{x}|\mathbf{c})$$

conditional GAN



Conditional GANs: image generation from labels



monarch butterfly



goldfinch



daisy



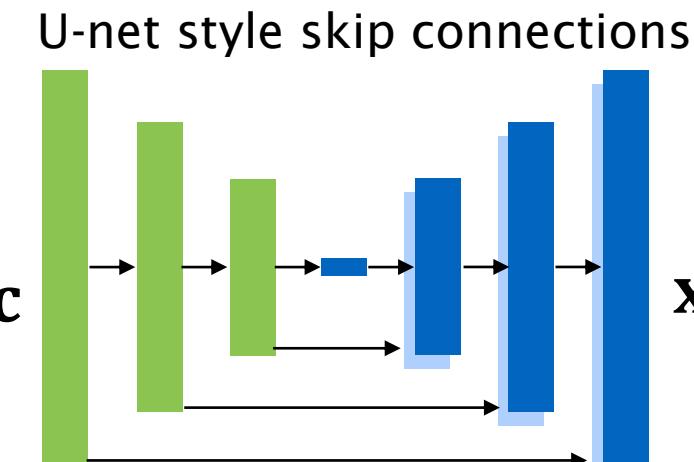
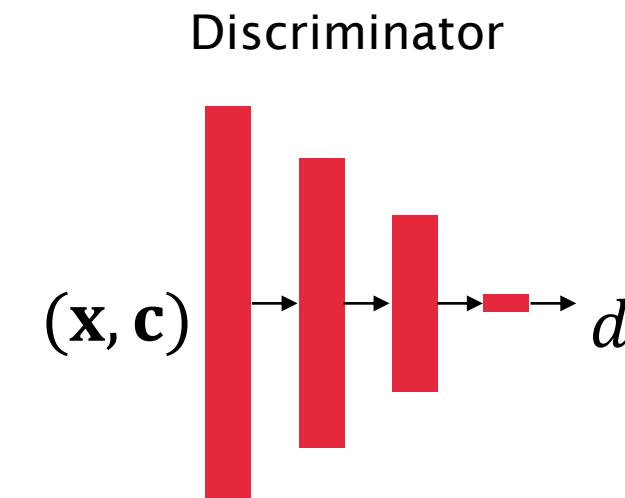
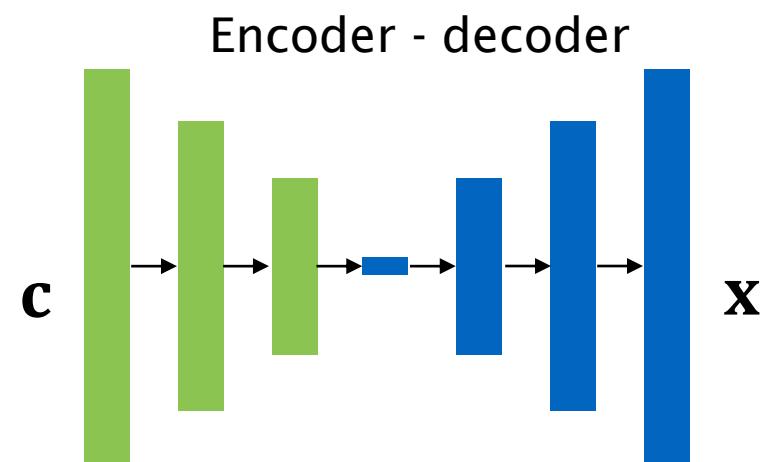
redshank



grey whale

Odena et al. 2016 - Conditional image synthesis - [arXiv:1610.09585](https://arxiv.org/abs/1610.09585)

Image to image translation



- Map from image **c** to image **x**.
- Use an image **c** as the condition for the **generator** and **discriminator**

Isola et al. 2016 Image to Image Translation - <https://arxiv.org/abs/1611.07004>

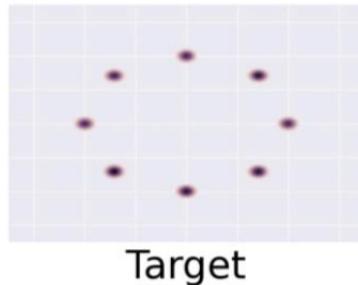
Image to image translation: label map to image



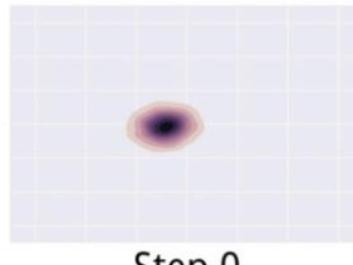
<https://phillipi.github.io/pix2pix/> Isola et al. 2016 Image to Image Translation - <https://arxiv.org/abs/1611.07004>

Problem: mode collapse

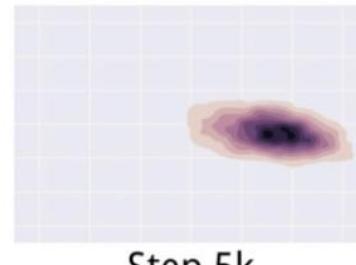
Instead of covering the entire data distribution, the generator has extremely reduced output diversity ... hopping from one narrow area to the next while the discriminator catches up



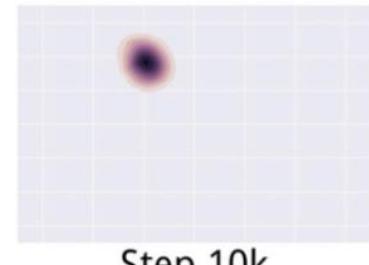
Target



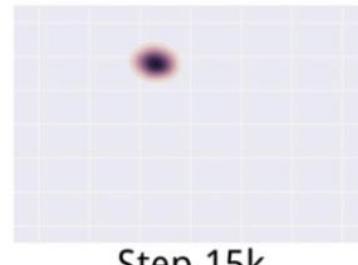
Step 0



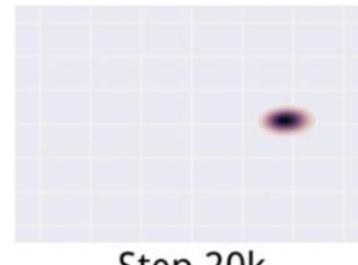
Step 5k



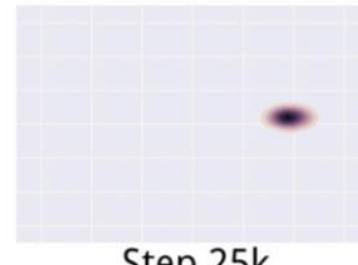
Step 10k



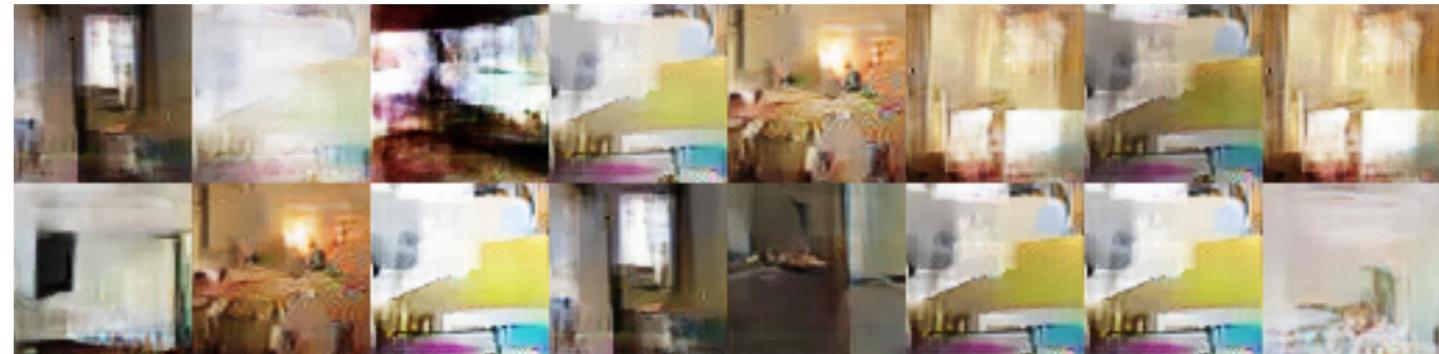
Step 15k



Step 20k



Step 25k

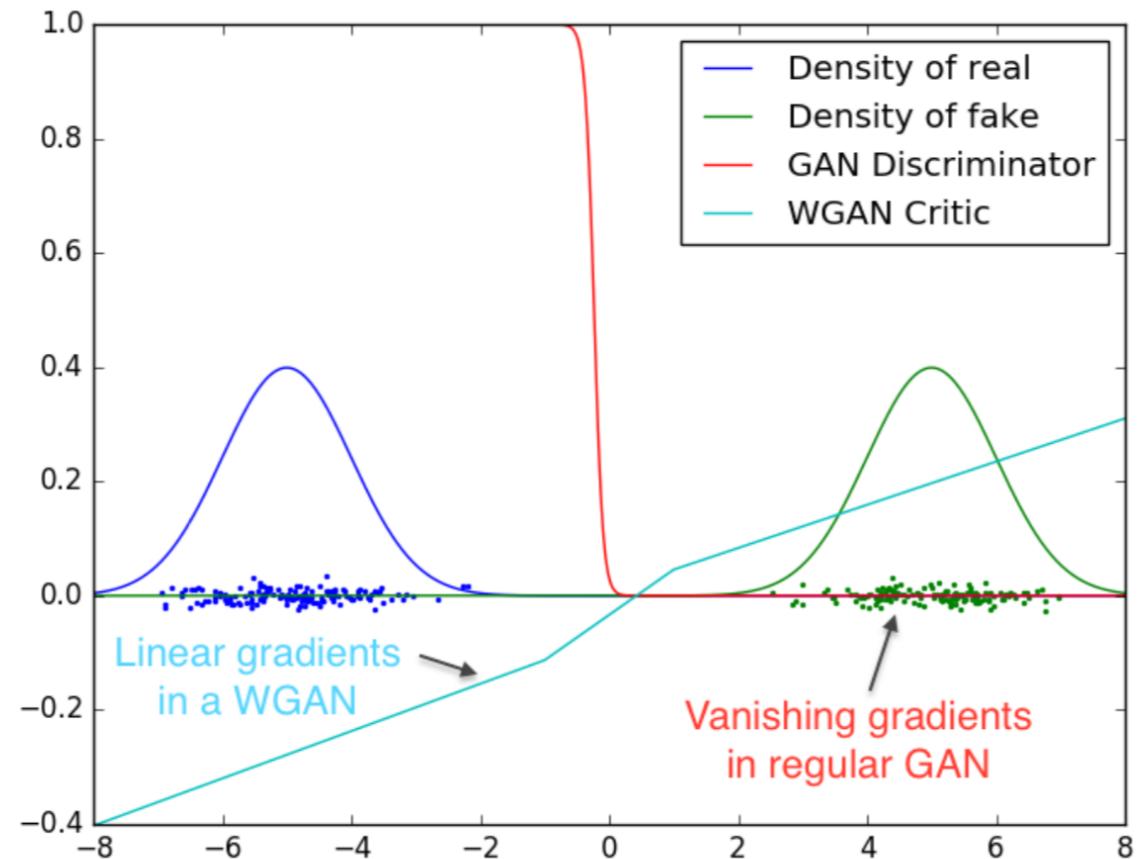


Arjovsky et al. 2017

Metz et al. 2016

Wasserstein GANs - WGANs

- Critic instead of discriminator: instead of divergence, we use an approximation of the earth movers distance
- If the data is actually on a low-dimensional manifold, divergence can saturate, and gradients can vanish
- Wasserstein distance as EM distance approximation does not suffer from this
- Less prone to mode collapse



Arjovsky et al 2017 - Theory - [arXiv:1701.04862](https://arxiv.org/abs/1701.04862)

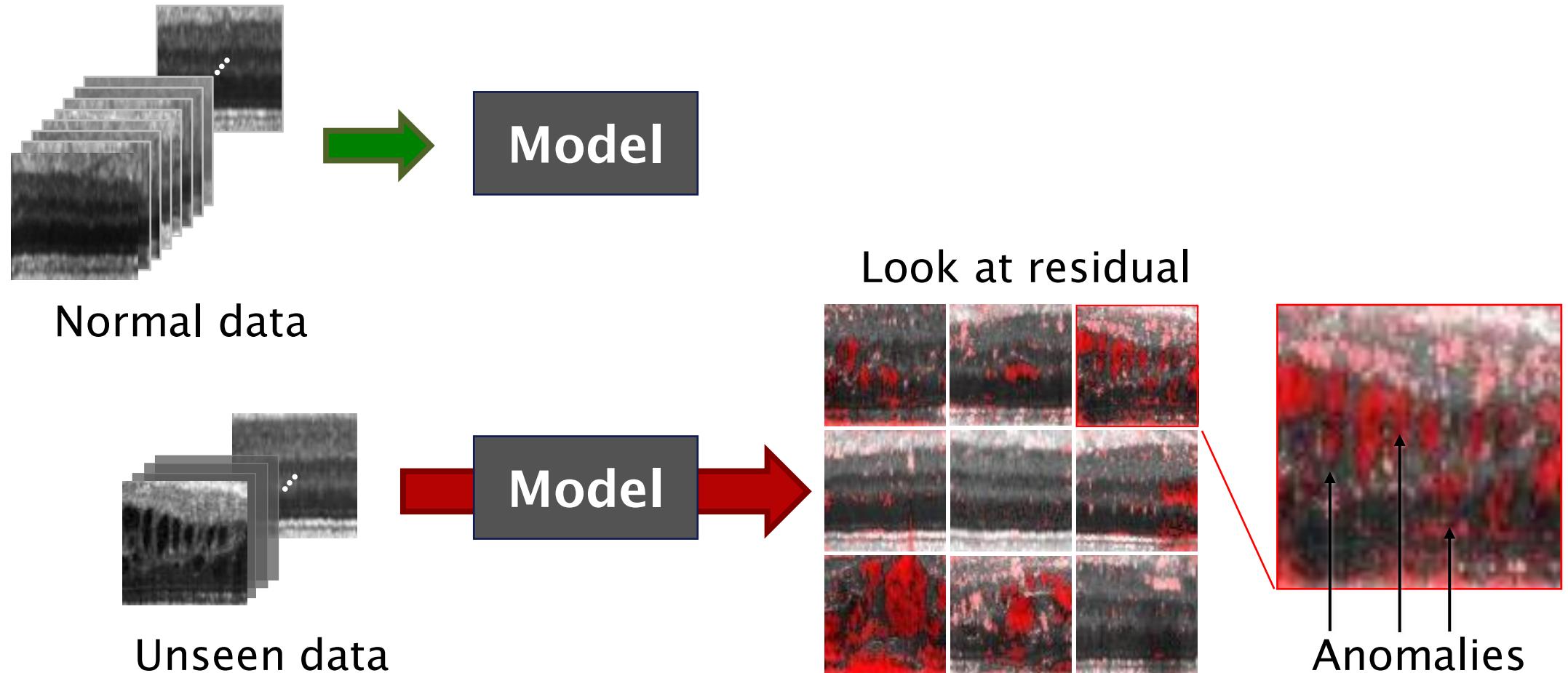
Figure from Arjovsky et al 2017 Wasserstein GAN - [arXiv:1701.07875v3](https://arxiv.org/abs/1701.07875v3)

Detecting anomalies with GANs

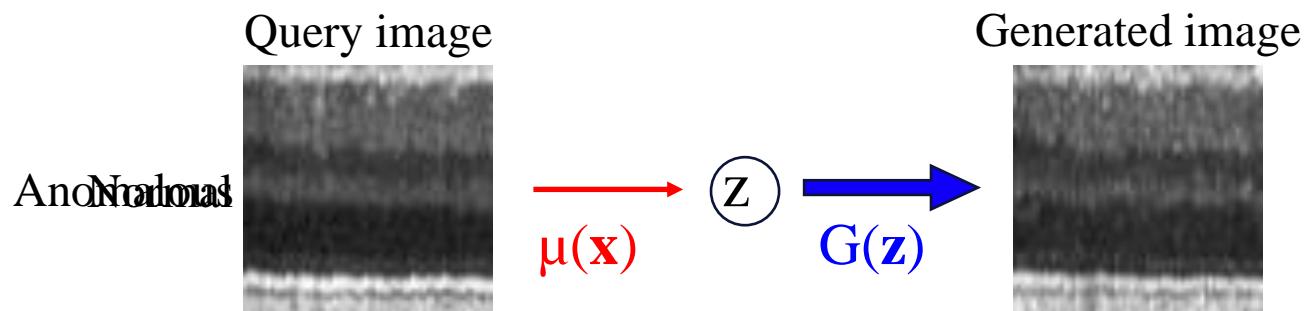
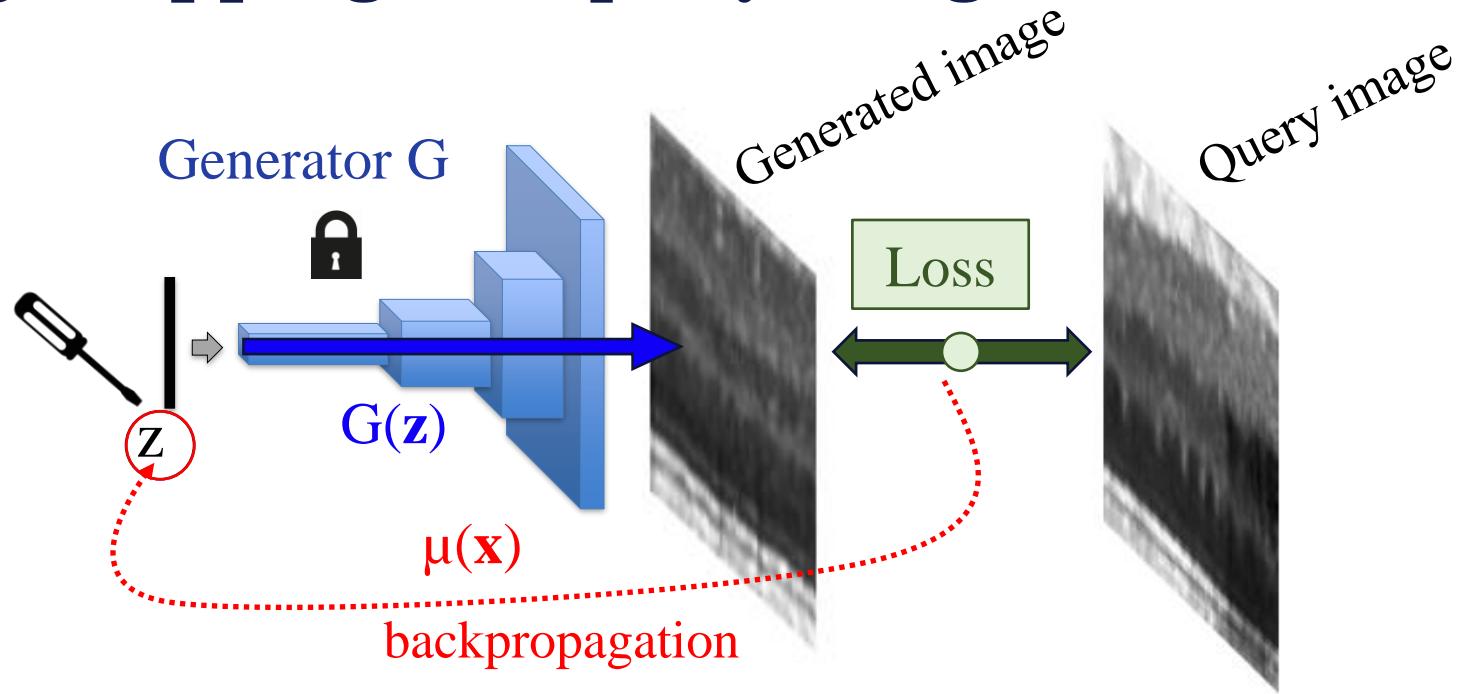
Work by Thomas Schlegl et al.

<https://www.cir.meduniwien.ac.at/team/thomas-schlegl>
Schlegl et al. IPMI 2017 - <https://arxiv.org/abs/1703.05921>

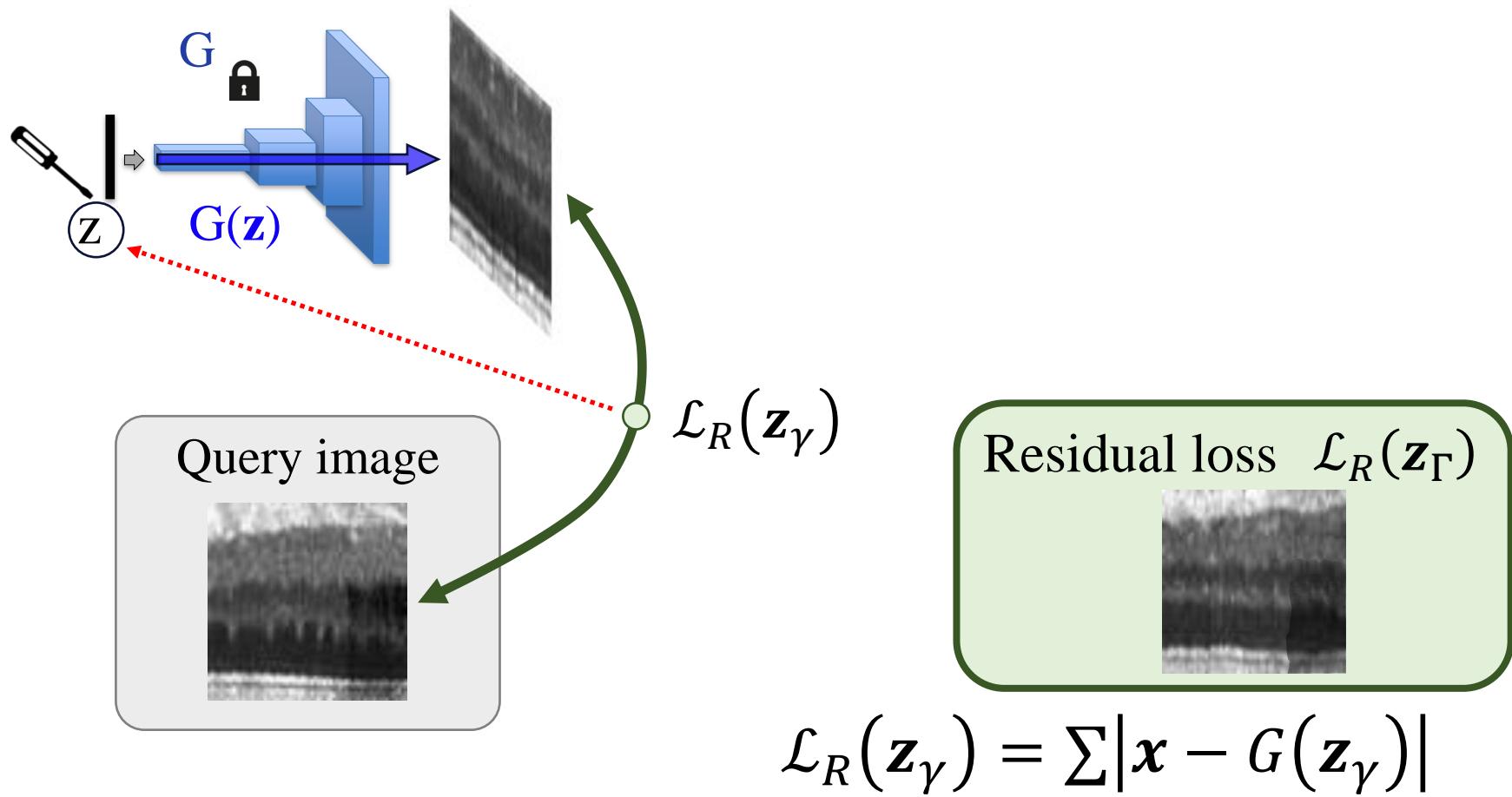
Detect anomalies by having a good model of *normal*



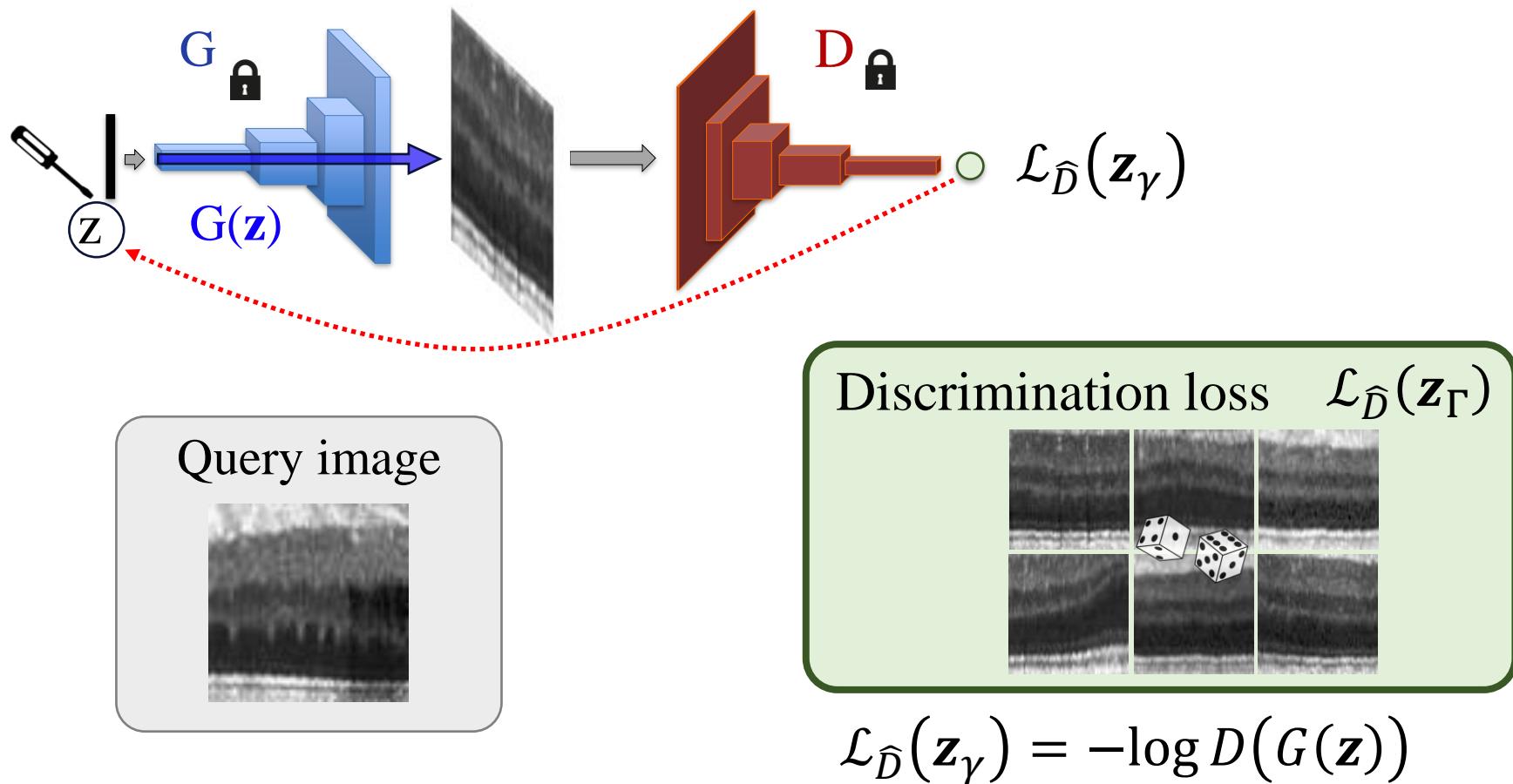
Normality mapping of a query image



Normality mapping: Ingredient 1

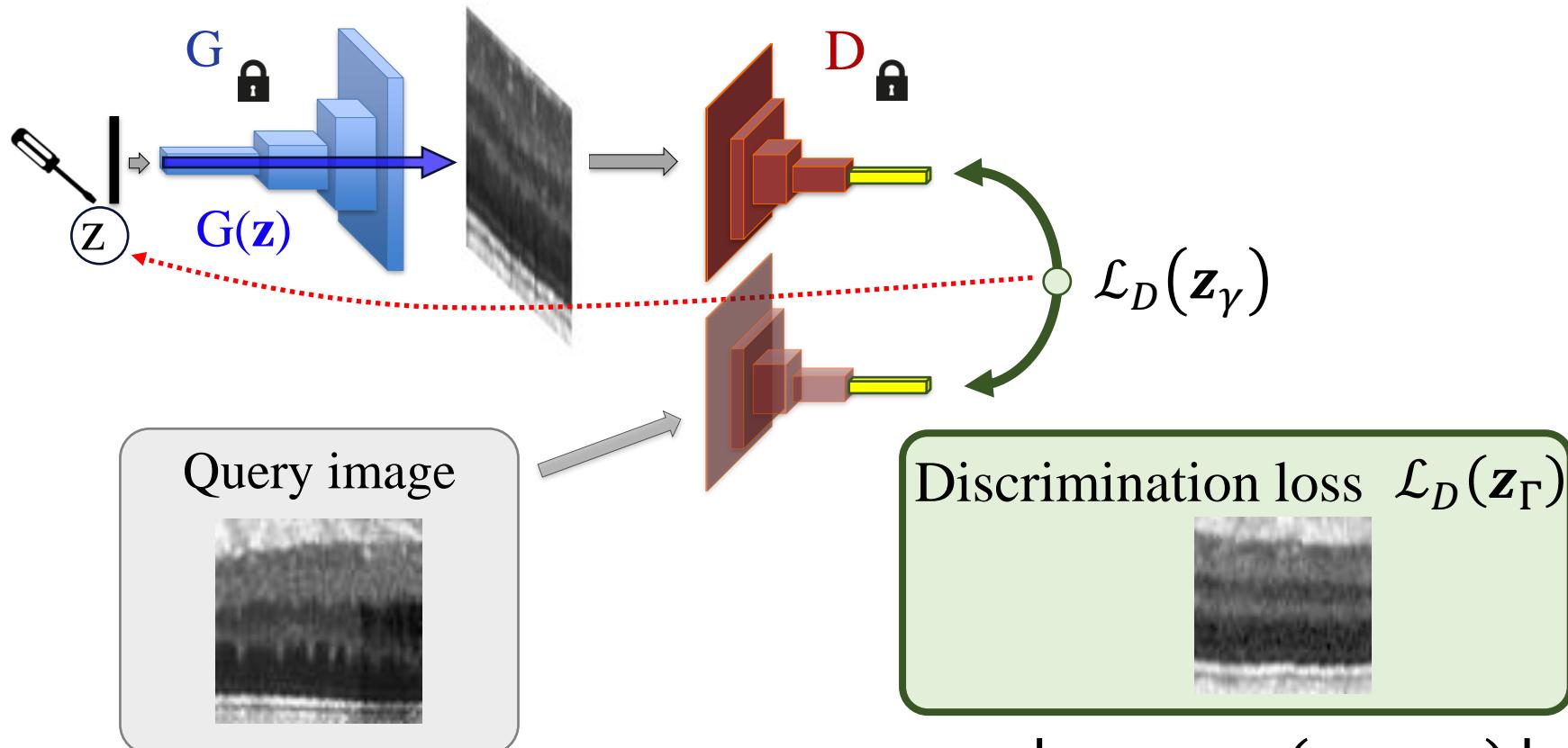


Normality mapping: Ingredient 2



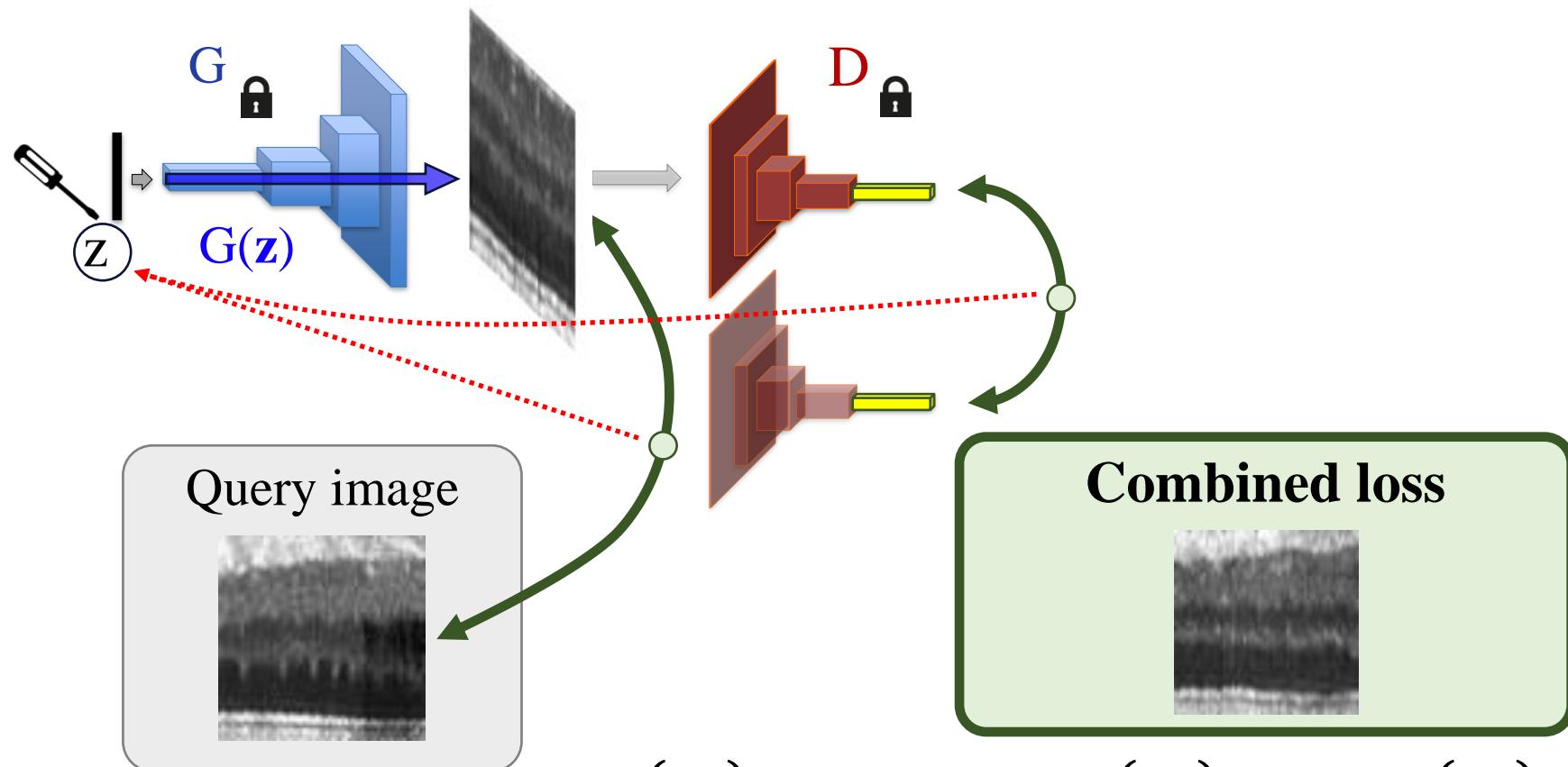
Normality mapping: Ingredient 2 (revised)

Feature matching [Salimans et al., 2016]



$$\mathcal{L}_D(\mathbf{z}_\gamma) = \sum |f(x) - f(G(\mathbf{z}_\gamma))|$$

Normality mapping: Combined loss function



Anomaly detection

1. Anomaly score :

Detection of anomalous images

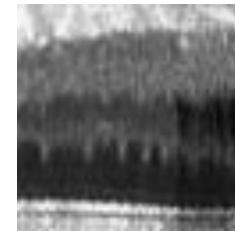
$$A(x) = (1-\lambda) \cdot R(x) + \lambda \cdot D(x)$$

- *residual score* and
- *discrimination score*

2. Residual image:

Detection of anomalous regions within images

$$x_R = |x - G(z_\Gamma)|$$



‘normal’ ‘anomalous’ ?

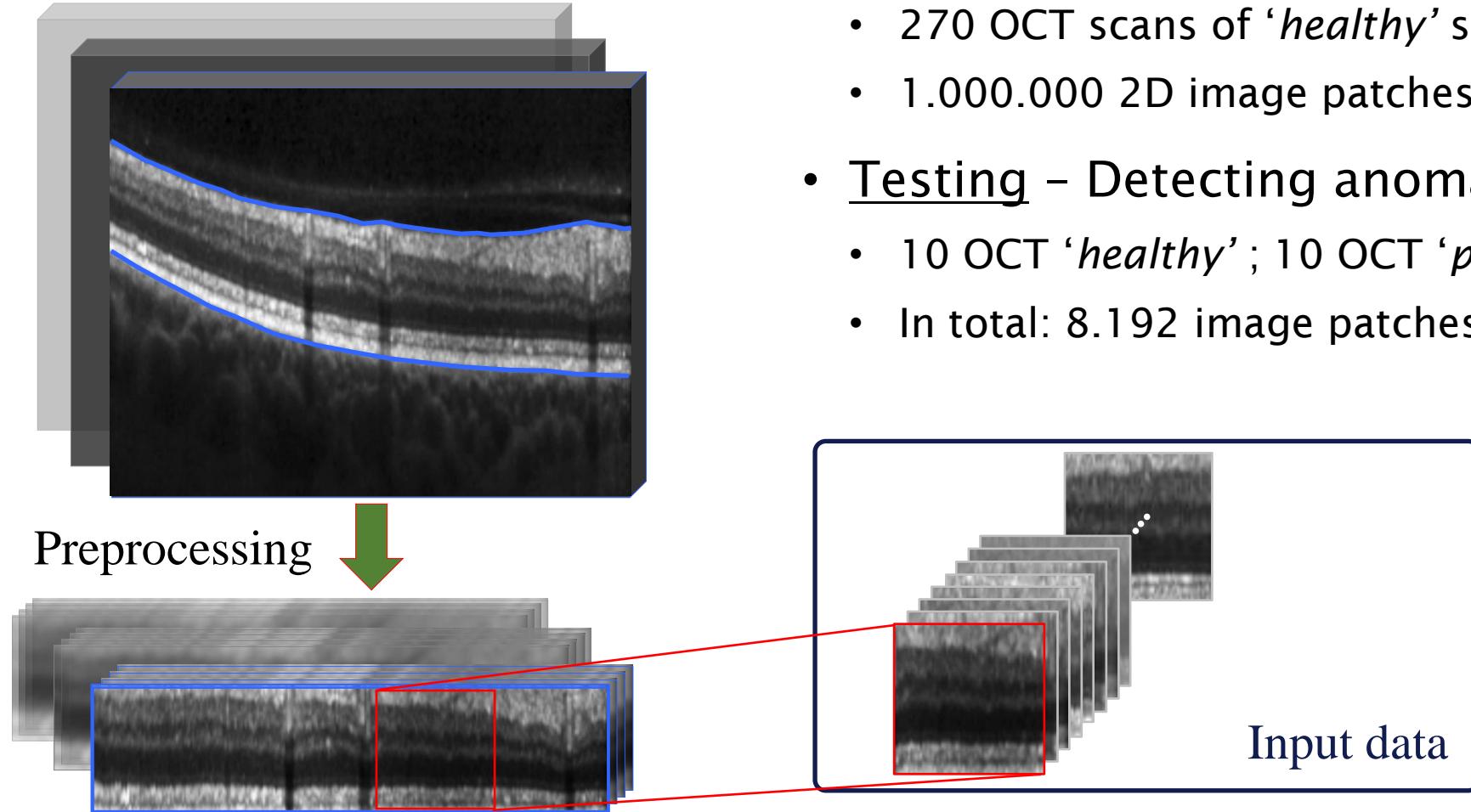


x

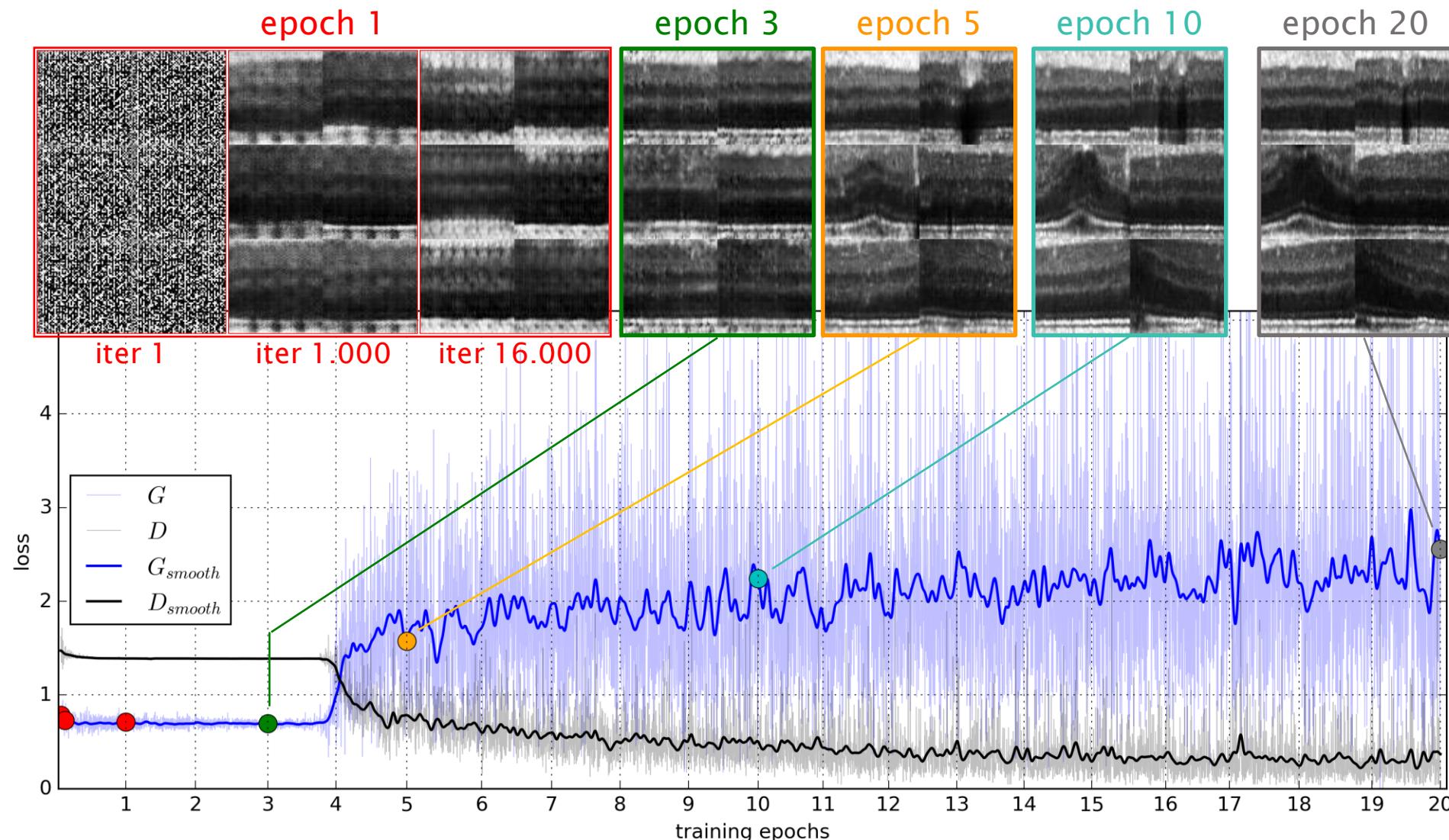
x_R

$G(z_\Gamma)$

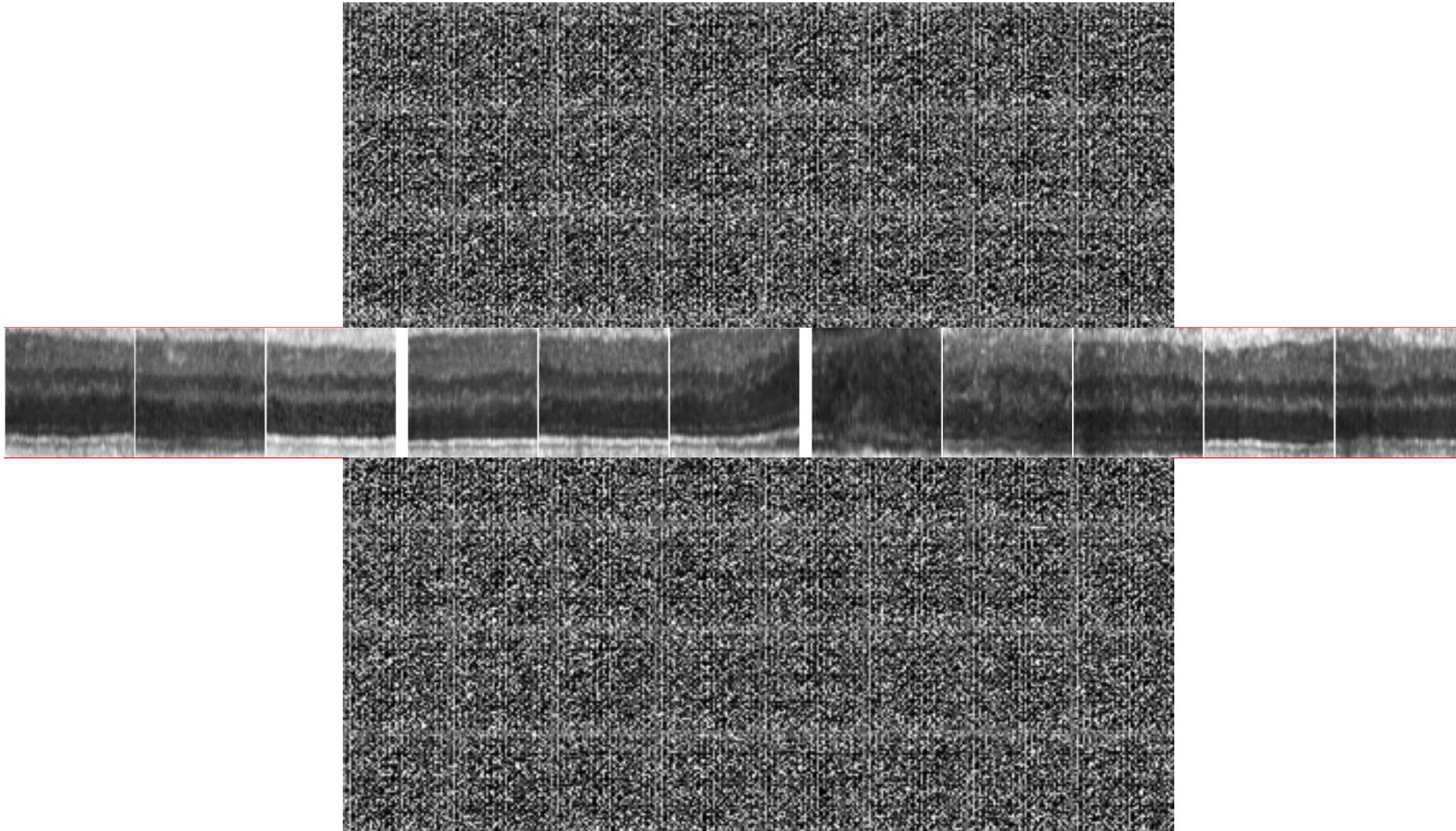
Experiments – Data



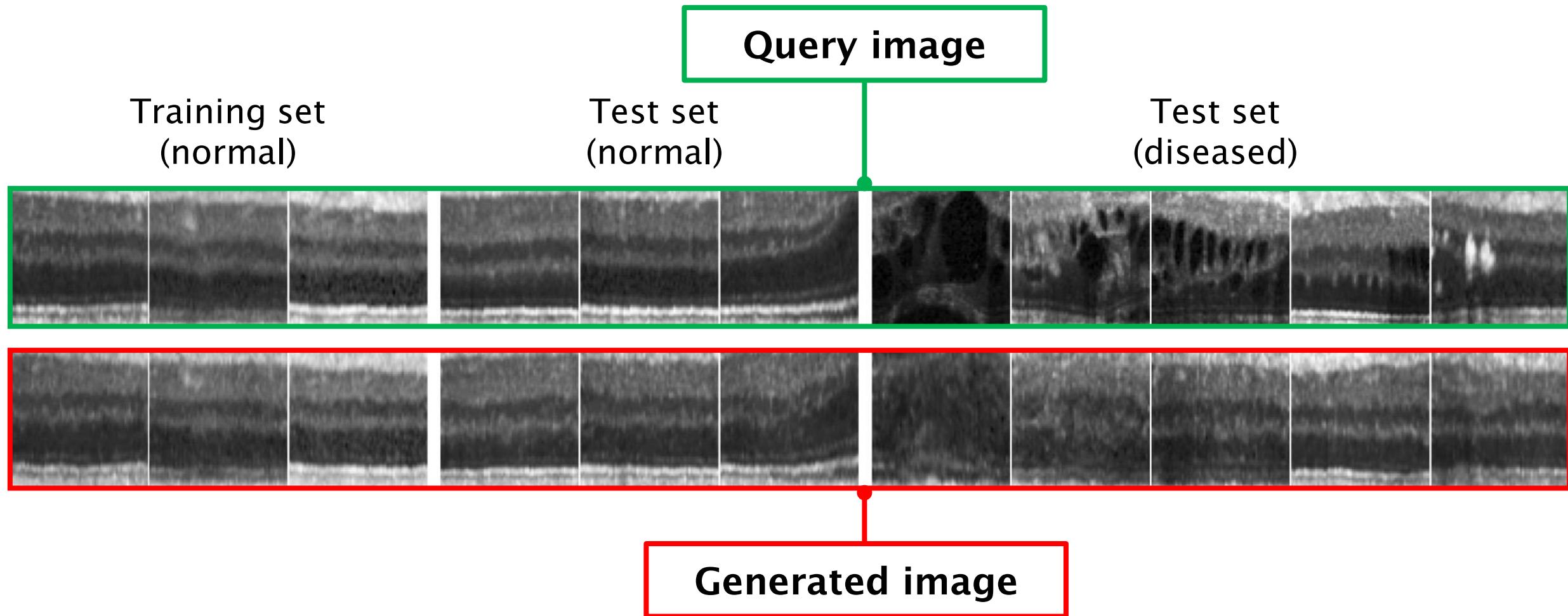
Training process



Can the model generate realistic images?

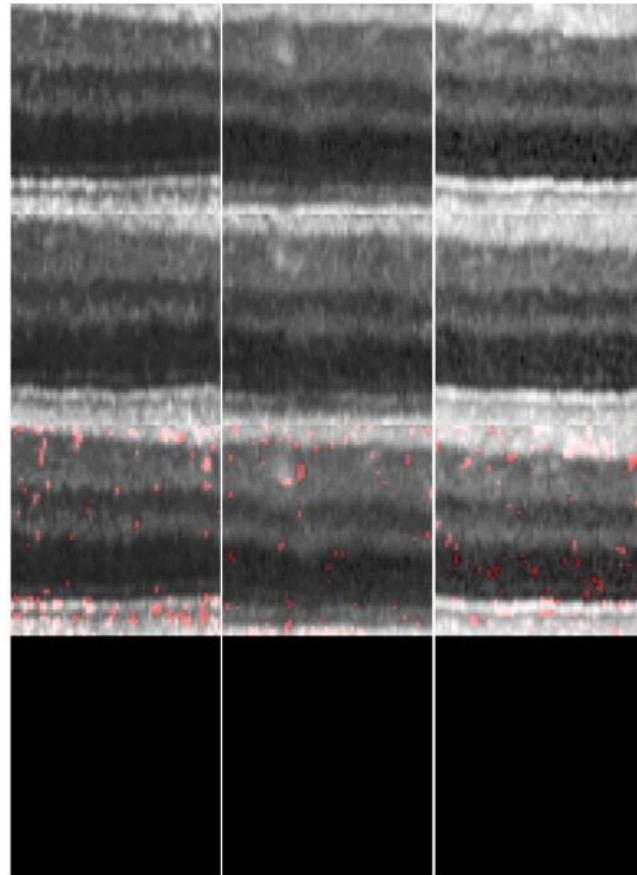


Can the model generate similar images?

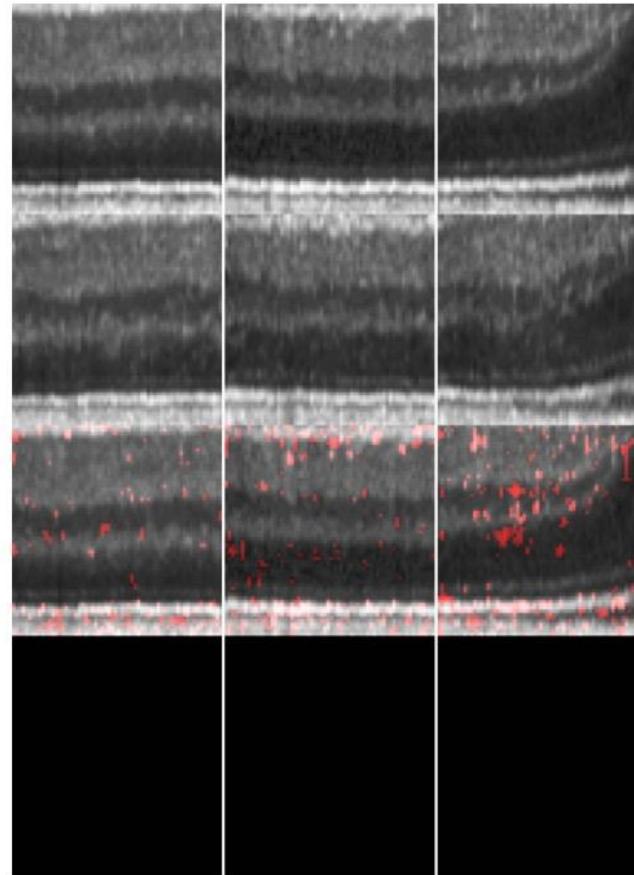


Pixel-level detection of anomalies

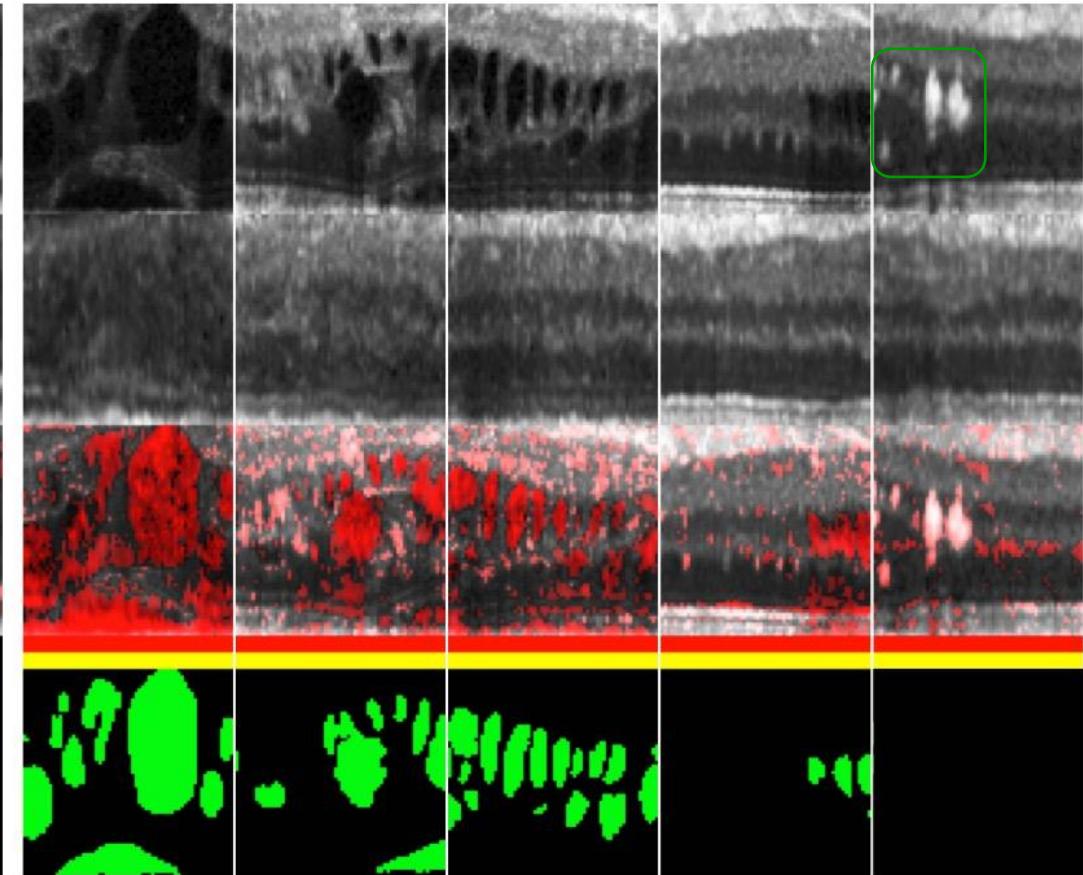
Training set
(normal)



Test set
(normal)

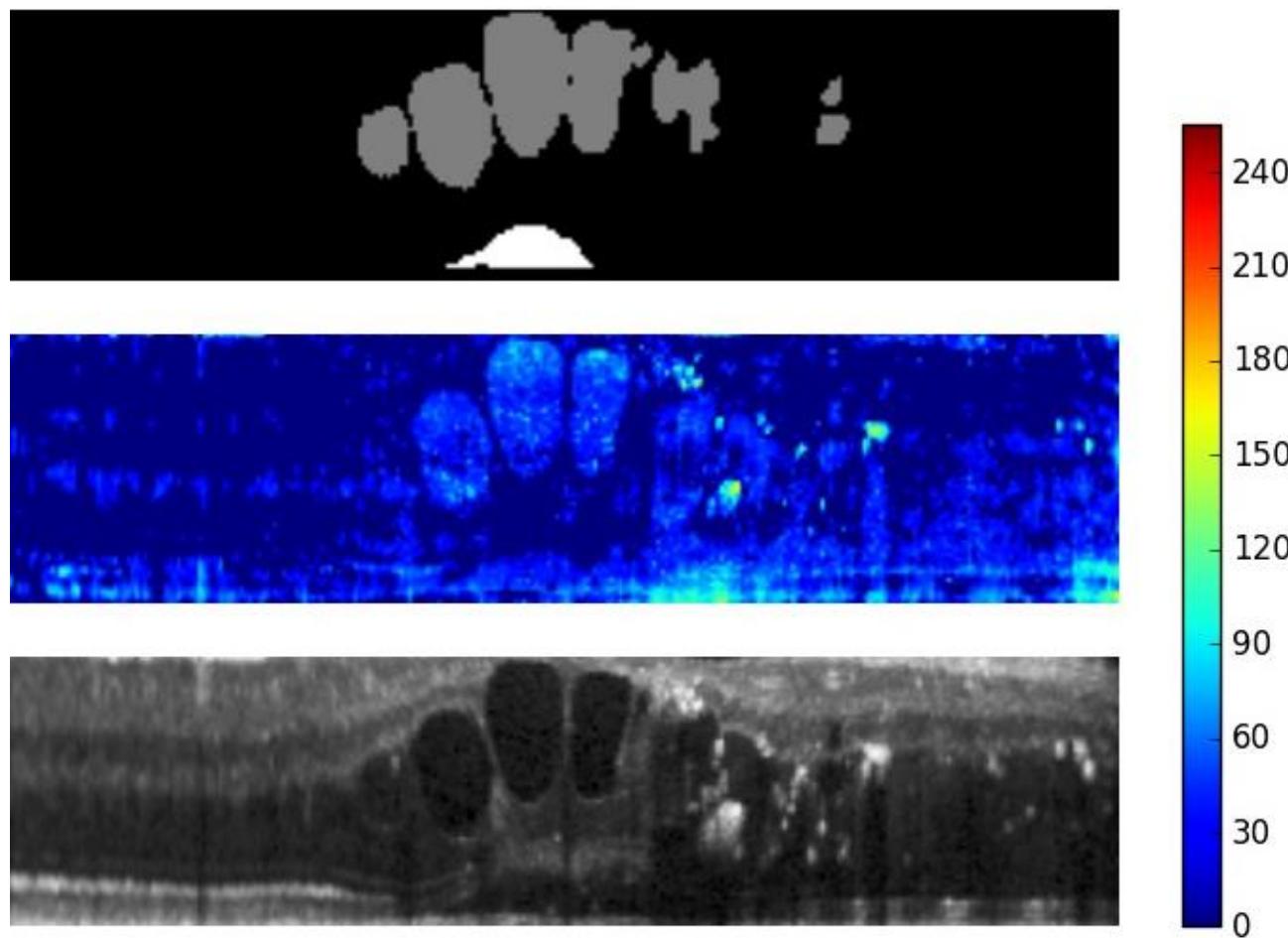


Test set
(diseased)



Pixel-level detection of anomalies

Anomalous



Pixel-level detection of anomalies

Normal

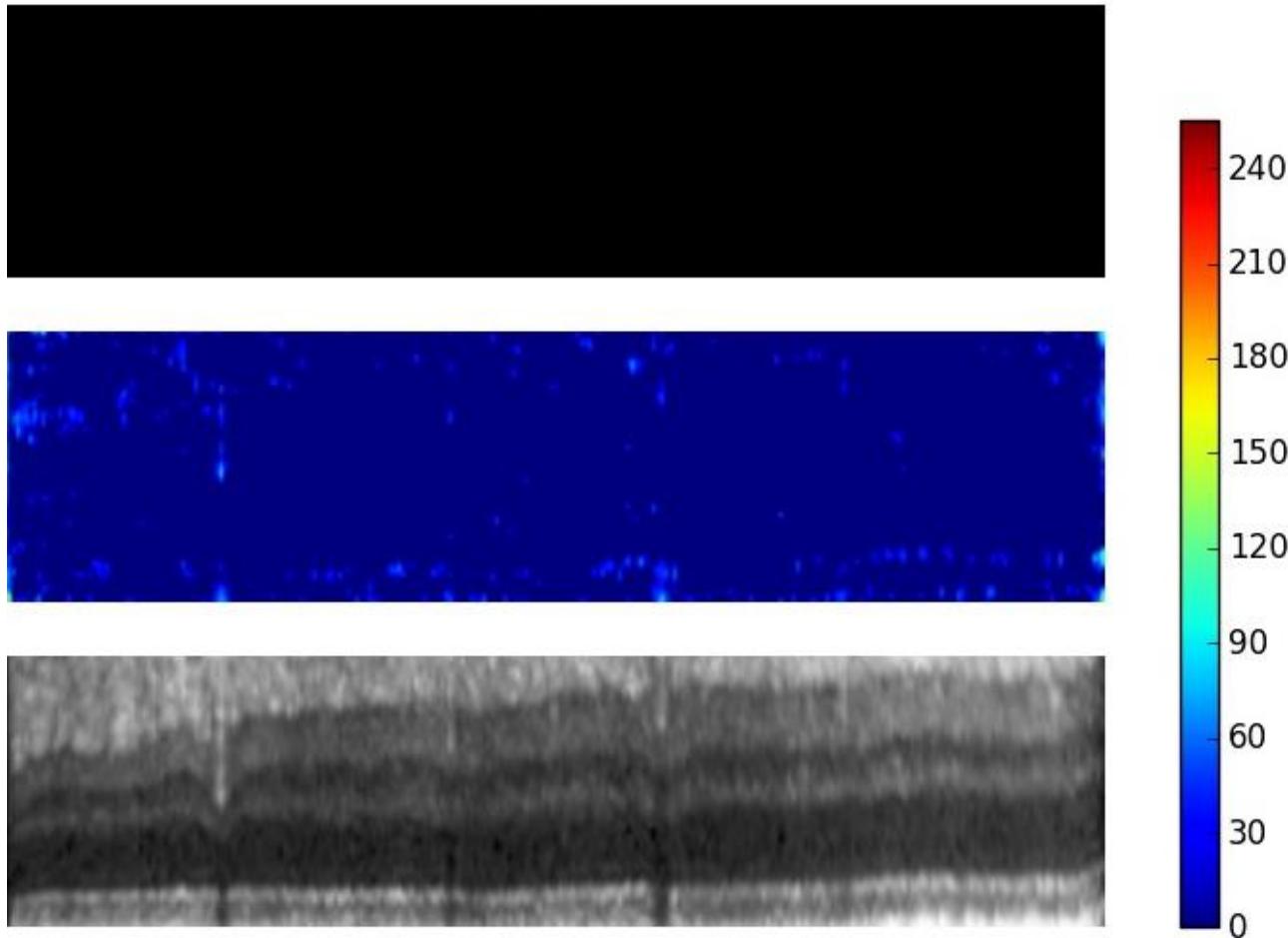


Image-level detection of anomalies: Anomaly score components

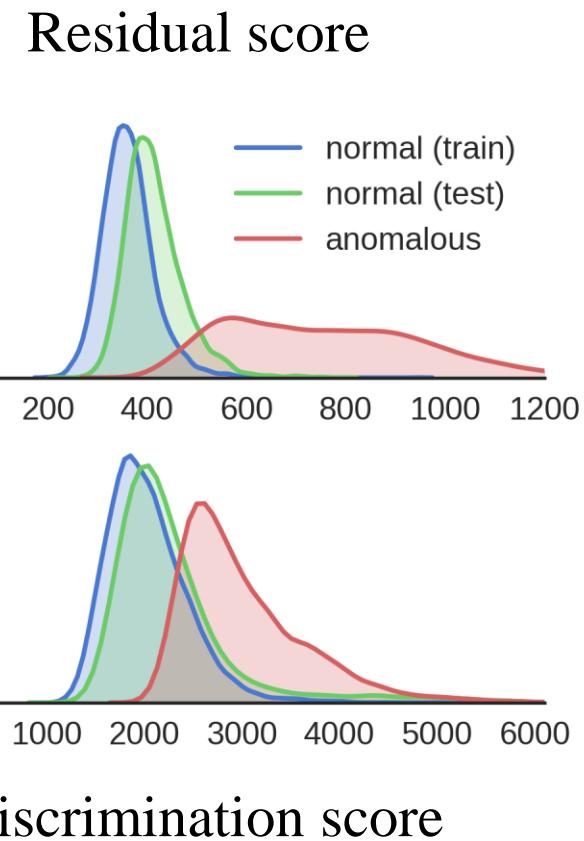
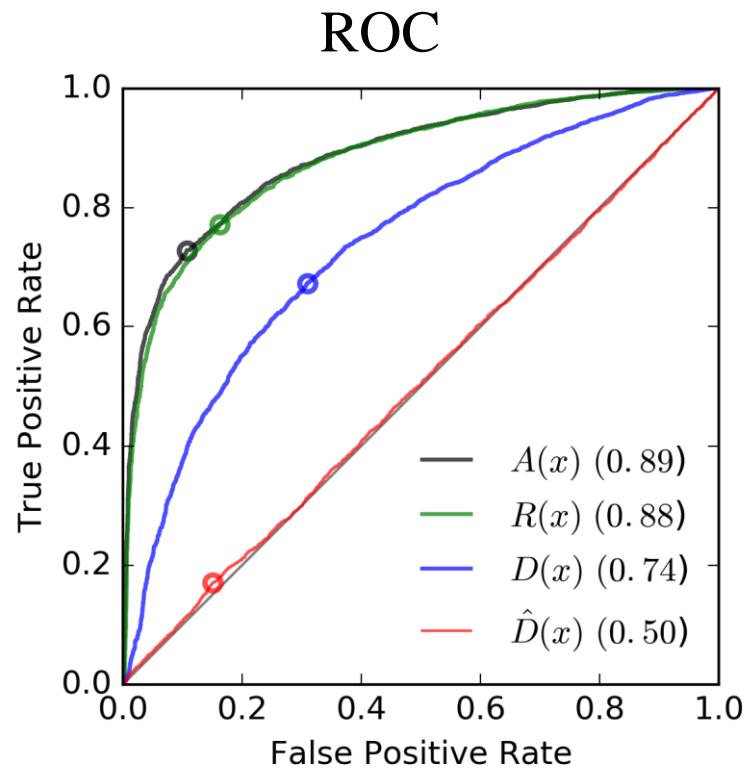
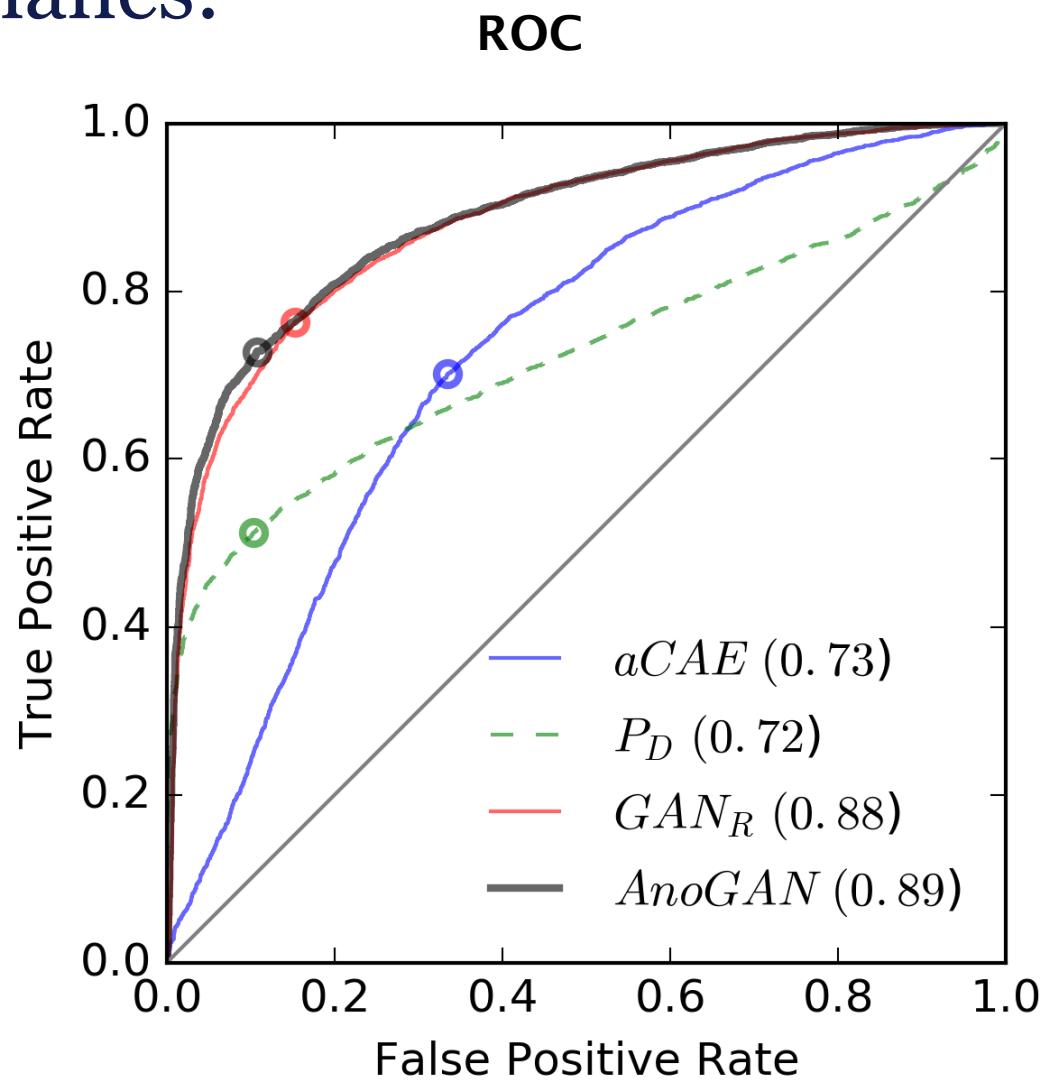
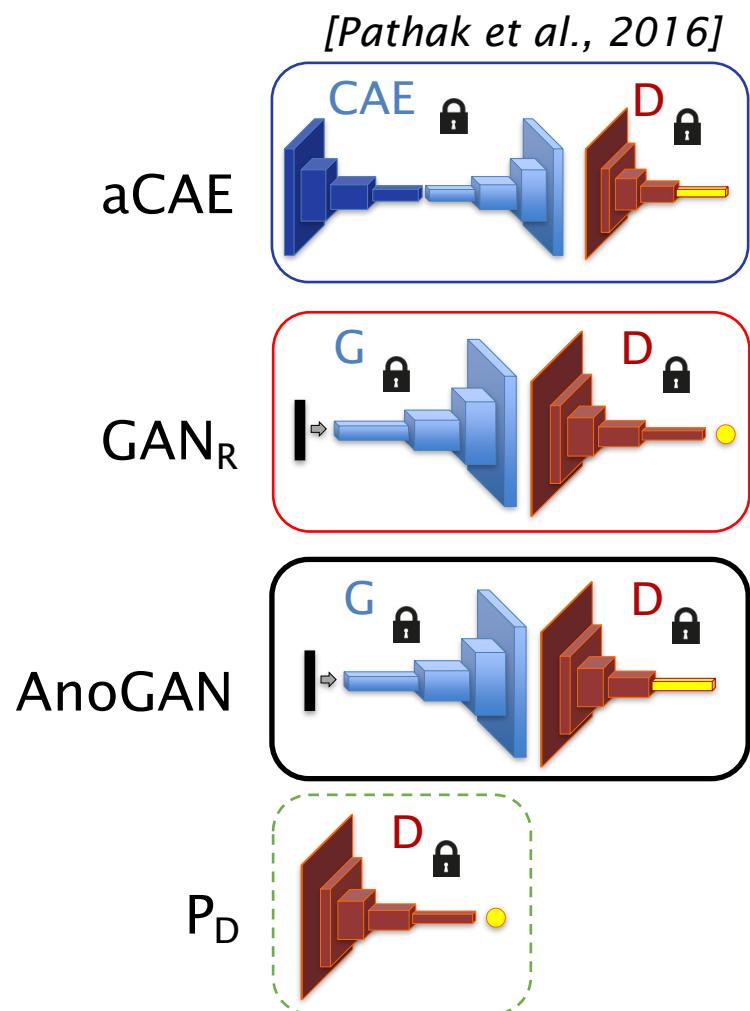
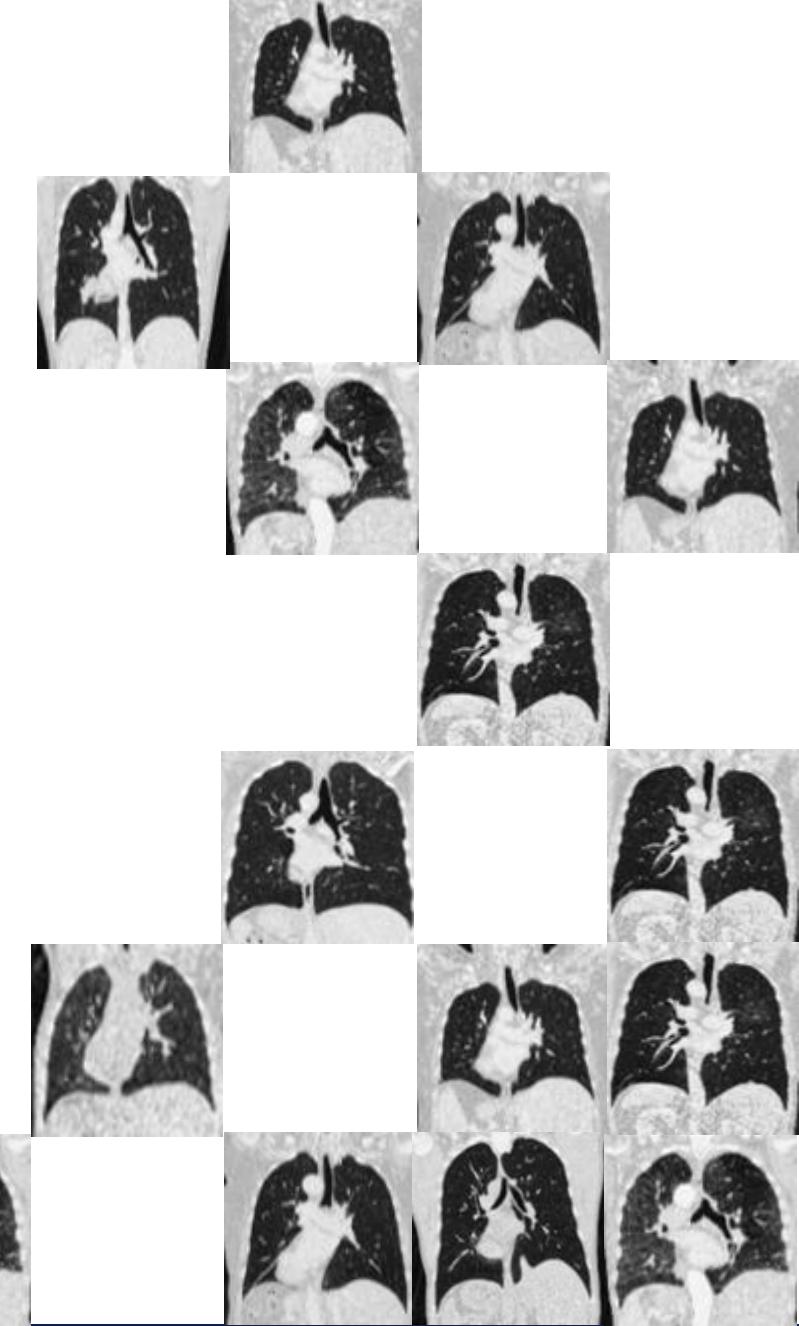


Image-level detection of anomalies: Model comparison

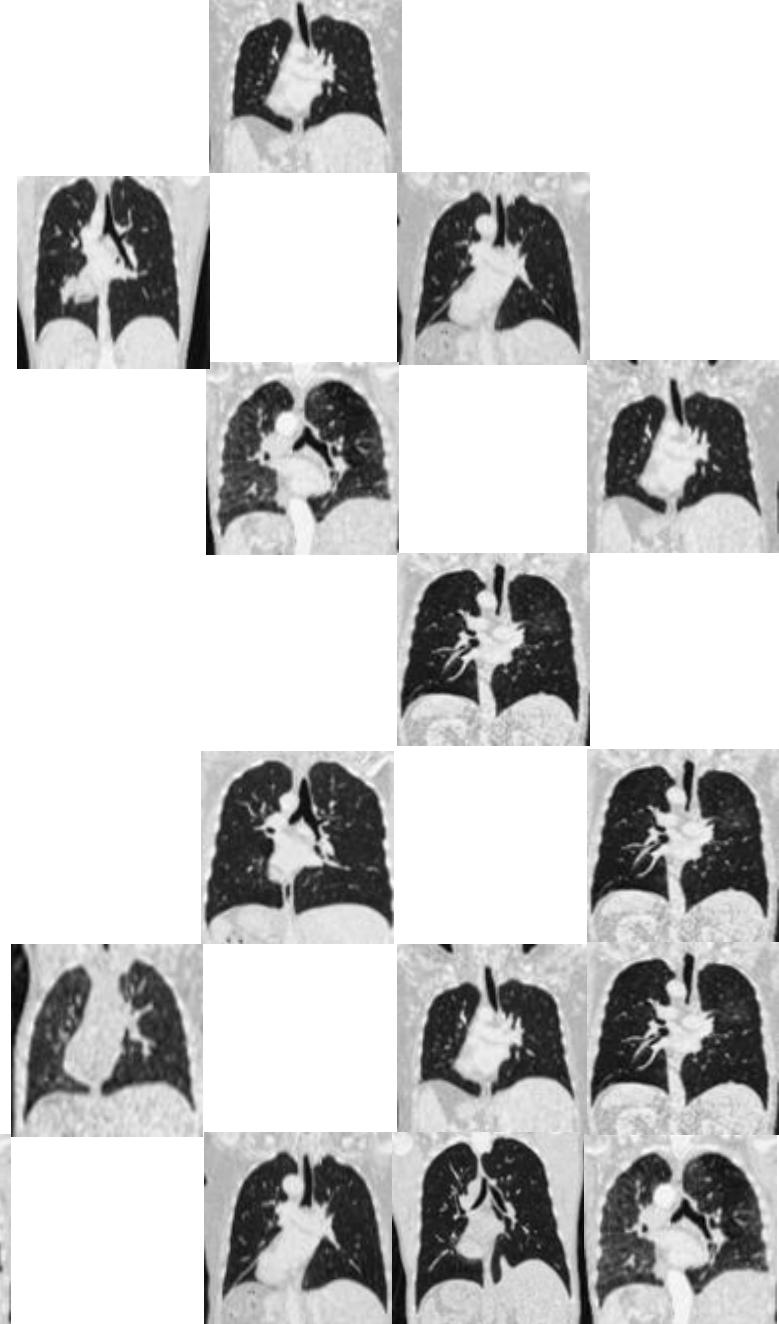


Identifying phenotypes Routine Radiology Imaging Data

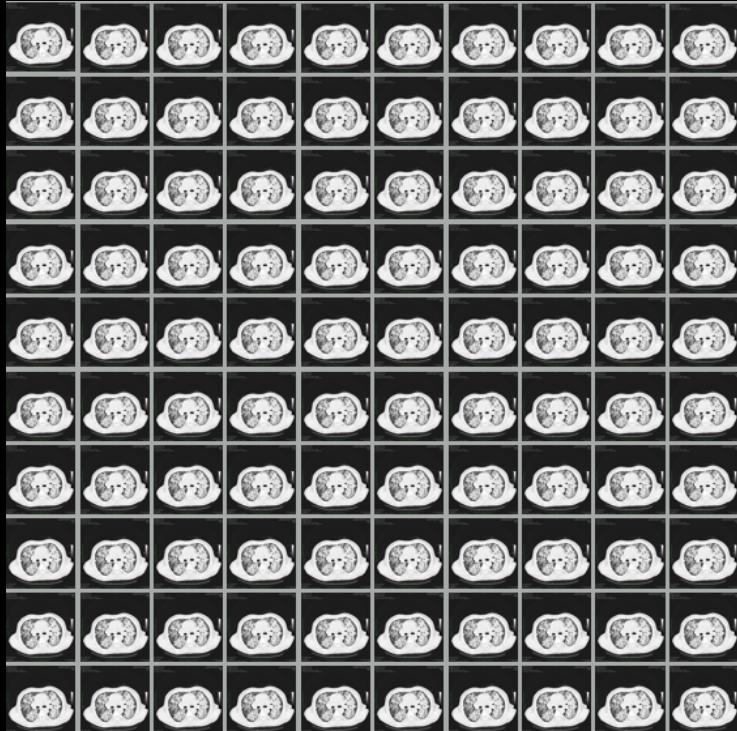


The reason for big data analytics

- Why real world datasets?
 - Learn from a representative sample to identify **robust marker patterns**
 - Capture **natural variability**
 - High variability reality but **limited training set**
 - Nobody has time to annotate 1000s of cases
 - Inter-rater concordance may be low

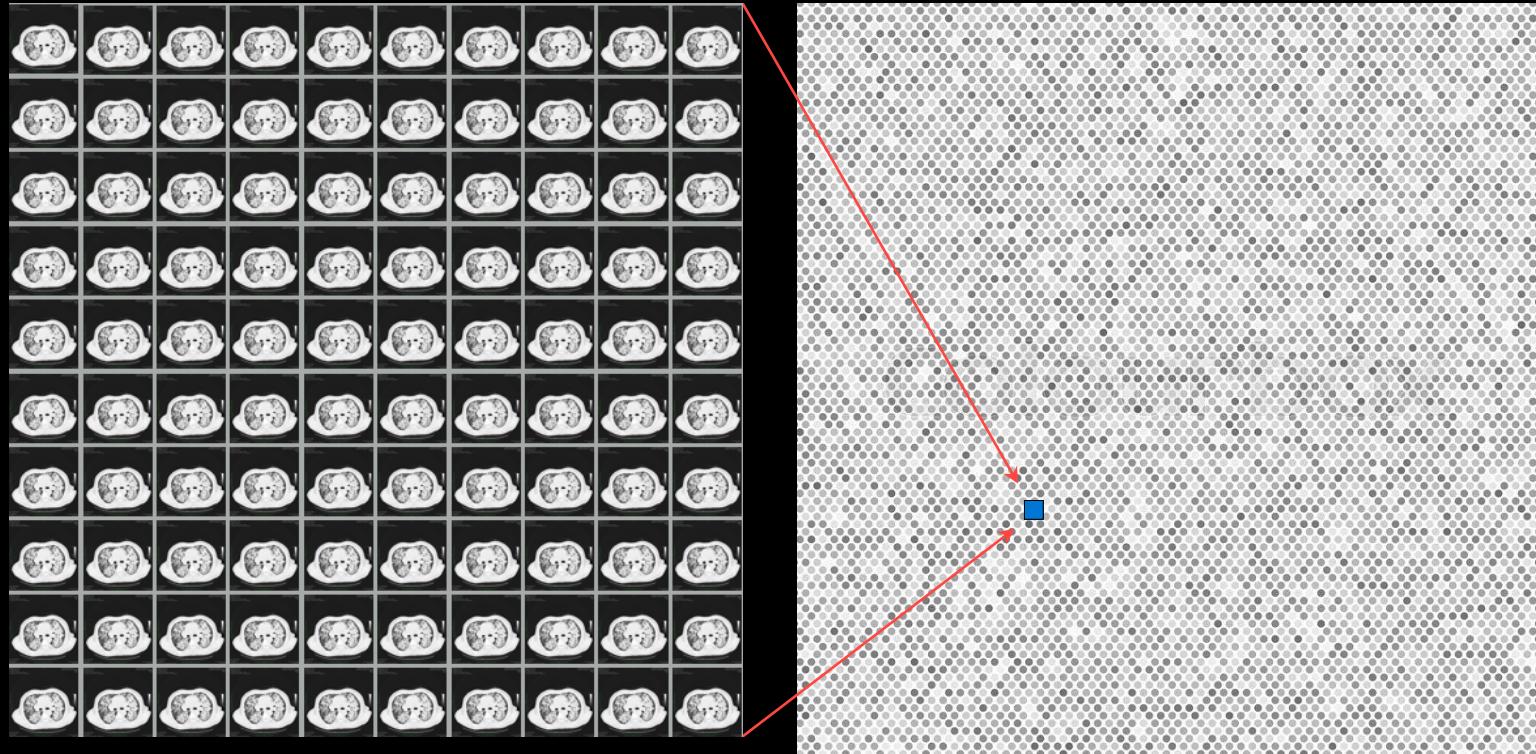


Typical study data



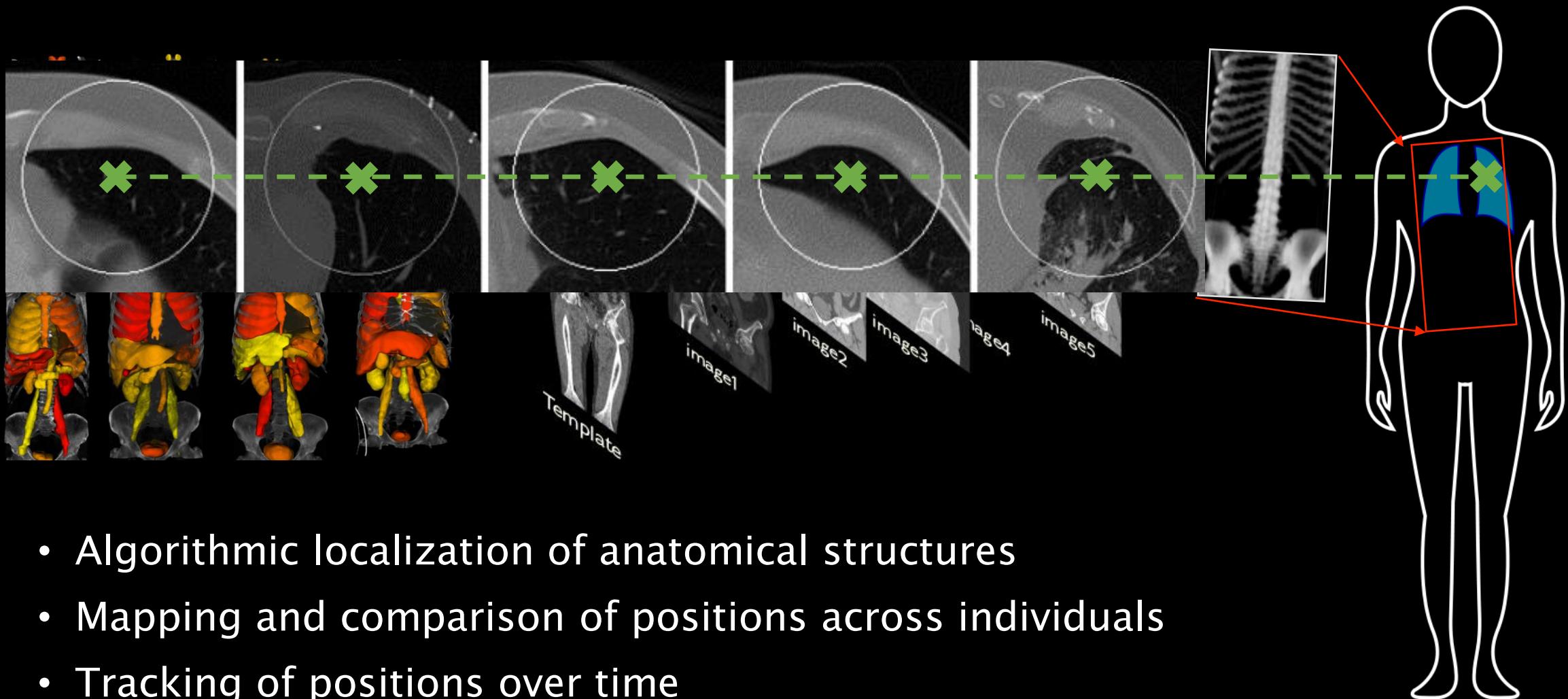
- 100 Cases (10MB/case)
- Carefully selected
- Evaluated
- Annotated
- Homogeneous cohorts

Collected within one month...



>4TB CT/MR Data

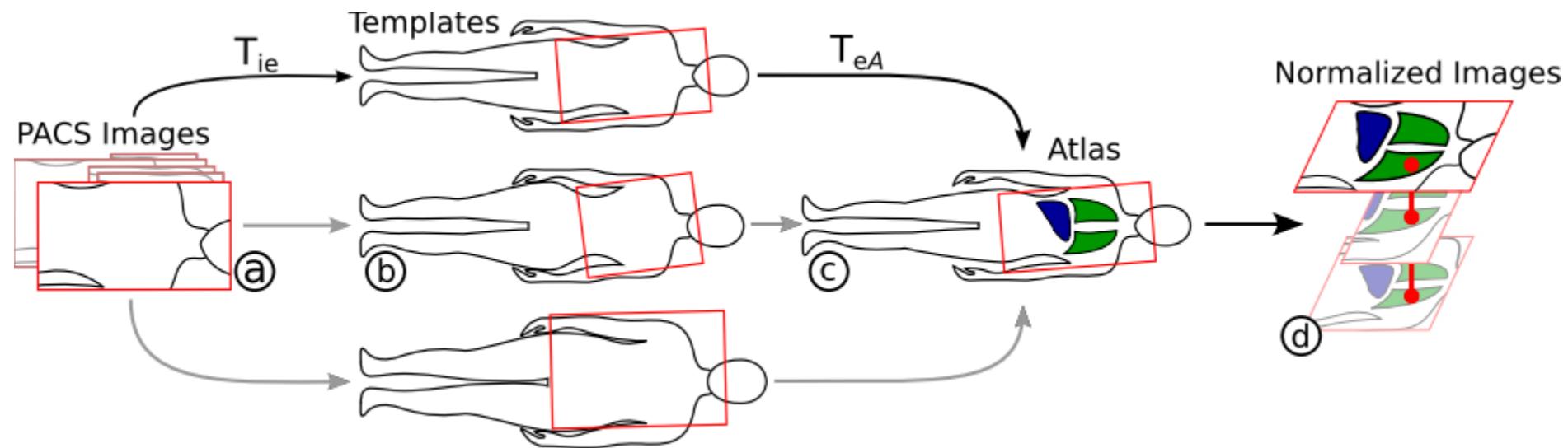
Handle heterogeneity in real life data: correspondence



- Algorithmic localization of anatomical structures
- Mapping and comparison of positions across individuals
- Tracking of positions over time

Hofmanninger et al. 2017

Multi-template normalization



Hofmanninger et al. 2017

Rich but unstructured information

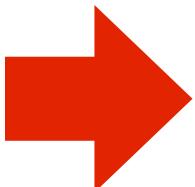
... in clinical data:
imaging + semantic information.

CT NIEREN Indikation: **Hydronephrose rechts, Neoplasmasovari**, Verlaufs kontrolle. Der Patient wurde ueber die moglichen Risiken und Nebenwirkungen im Rahmen der Kontrastmittel-Applikation informiert und bestaeigt sein Einverständnis. Der Patient hat **keine** weiteren Fragen. Untersuchungstechnik: Brilliance 64, Philips Medical Systems, Kollimation 1x64x0.625mm; Niere und ableitende Harnwege Nativ Zwerchfell bis Unterrand der Niere Arteriell , Applikation 300 Iopamiro , 150 + 40 ml 6 ml/sec, BT+ 16 sec, Obernand Zwerchfell bis Symphuse Portalvenose , Delay+ 53 sec, Niere und ableitende Harnwege Spat, Rekonstruktionen: MPR axial und coronal 32mm Weichteilfenster, MPR axial und **Weitbaeule sagittal** 32mm Knochenfenster. Es erfolgt der Vergleich zur Vornuntersuchung vom 16.11.2010. Bekannte hydronephrotische **Sackniere** rechts mit deutlich erweitertem prox. Ureter. Der Ureter auch bei der heutigen Untersuchung ab der Kreuzung mit der rechten A iliaca nicht mehr eindeutig abgrenzbar, als Hinweis auf **Stenose, Anhang der Spataufnahme (10 Min p.i)** zeigt sich **keine Kontrastmittel-Markierung** der rechten Niere oder des rechten Ureters. Die linke Nier gelangt weiterhin unauffällig zur Darstellung. Links ein regulärer Abfluss aus dem Nierenbecken anhand der Spatphase erkennbar. Auffällig ist eine deutlich kaliberschwache rechte Nierenarterie. Die Leber ist normal gross, mit Dichtewerten nativ um 43 HU gering statotisch. Zahlen- und grossessemaessige Konstanz der **hypodensen Läsion** im Segment VIII. Segmentgenau VII/VIII, Lebersegment VI sowie Lebersegment V im caudalen Bereich mit max. DM von 1cm. **Kein** Nachweis neu aufgetretener fokaler **Leberläsionen**. Unverändert Cholezystolithiasis mit zwei bis zu 1.7cm halrenden Steinen. Weiterhin **kein intra- oder extrahepatitisches Cholangiectasia**. Das Pankreas gelangt unauffällig zur Darstellung, **kein** Nachweis einer fokalen **Parenchymläsion** oder einer **Gangerverteinerung**. Die Nebennieren bds schlank. Die Milz normgross und regelrecht kontrastiert. Die VCI wird knapp nach der Bifurkation der Iiacalaven durch die ausgeprägte **Sackniere** rechtschlitzförmig komprimiert, jedoch durchausgeregt regelrecht kontrastiert. Stent in der rechten V iliaca comm. weiterhin in situ, weiterhin maessig **Kontrastmittel-markiert**, Ansonsten an den retro. Gefässen sowie den **aortalen** Abgängen (bis auf die bereits erwähnte kaliberschwache rechte Nierenarterie) **keine** Auffälligkeiten. **Kein** Nachweis pathologisch vergrosselter Lymphknoten. **Metastasenklips** bds, paraliaical wie bei Stp. Lymphadenektomie. Die Anastomose im Colon sigmoideum weiterhin CT-morphologisch unauffällig. Die vorbeschriebene Wandverdickung hier im Verlauf regredient. Auf Höhe der Anastomose lässt sich im rechten parakolalen **Fettgewebe** grossekonstanter Lymphknoten mit 0.6cm DM abgrenzen. Bei Stp. **Ovarialkarzinom**, Hysterektomie und Adnektomie bds, **kein** Hinweis auf ein **Lokarecidiv**. **Kein** Nachweis **freier Flüssigkeit**. Die mittargestellten Lungenbasen und die ossären Strukturen ohne pathologisch Auffälligkeiten.

CT NIEREN Indikation: **Hydronephrose rechts, Neoplasmasovari**, Verlaufs kontrolle. Der Patient wurde ueber die moglichen Risiken und Nebenwirkungen im Rahmen der Kontrastmittel-Applikation informiert und bestaeigt sein Einverständnis. Der Patient hat **keine** weiteren Fragen. Untersuchungstechnik: Brilliance 64, Philips Medical Systems, Kollimation 1x64x0.625mm; Niere und ableitende Harnwege Nativ Zwerchfell bis Unterrand der Niere Arteriell , Applikation 300 Iopamiro , 150 + 40 ml 6 ml/sec, BT+ 16 sec, Obernand Zwerchfell bis Symphuse Portalvenose , Delay+ 53 sec, Niere und ableitende Harnwege Spat, Rekonstruktionen: MPR axial und coronal 32mm Weichteilfenster, MPR axial und **Weitbaeule sagittal** 32mm Knochenfenster. Es erfolgt der Vergleich zur Vornuntersuchung vom 16.11.2010. Bekannte hydronephrotische **Sackniere** rechts mit deutlich erweitertem prox. Ureter. Der Ureter auch bei der heutigen Untersuchung ab der Kreuzung mit der rechten A iliaca nicht mehr eindeutig abgrenzbar, als Hinweis auf **Stenose, Anhang der Spataufnahme (10 Min p.i)** zeigt sich **keine Kontrastmittel-Markierung** der rechten Niere oder des rechten Ureters. Die linke Nier gelangt weiterhin unauffällig zur Darstellung. Links ein regulärer Abfluss aus dem Nierenbecken anhand der Spatphase erkennbar. Auffällig ist eine deutlich kaliberschwache rechte Nierenarterie. Die Leber ist normal gross, mit Dichtewerten nativ um 43 HU gering statotisch. Zahlen- und grossessemaessige Konstanz der **hypodensen Läsion** im Segment VIII. Segmentgenau VII/VIII, Lebersegment VI sowie Lebersegment V im caudalen Bereich mit max. DM von 1cm. **Kein** Nachweis neu aufgetretener fokaler **Leberläsionen**. Unverändert Cholezystolithiasis mit zwei bis zu 1.7cm halrenden Steinen. Weiterhin **kein intra- oder extrahepatitisches Cholangiectasia**. Das Pankreas gelangt unauffällig zur Darstellung, **kein** Nachweis einer fokalen **Parenchymläsion** oder einer **Gangerverteinerung**. Die Nebennieren bds schlank. Die Milz normgross und regelrecht kontrastiert. Die VCI wird knapp nach der Bifurkation der Iiacalaven durch die ausgeprägte **Sackniere** rechtschlitzförmig komprimiert, jedoch durchausgeregt regelrecht kontrastiert. Stent in der rechten V iliaca comm. weiterhin in situ, weiterhin maessig **Kontrastmittel-markiert**, Ansonsten an den retro. Gefässen sowie den **aortalen** Abgängen (bis auf die bereits erwähnte kaliberschwache rechte Nierenarterie) **keine** Auffälligkeiten. **Kein** Nachweis pathologisch vergrosselter Lymphknoten. **Metastasenklips** bds, paraliaical wie bei Stp. Lymphadenektomie. Die Anastomose im Colon sigmoideum weiterhin CT-morphologisch unauffällig. Die vorbeschriebene Wandverdickung hier im Verlauf regredient. Auf Höhe der Anastomose lässt sich im rechten parakolalen **Fettgewebe** grossekonstanter Lymphknoten mit 0.6cm DM abgrenzen. Bei Stp. **Ovarialkarzinom**, Hysterektomie und Adnektomie bds, **kein** Hinweis auf ein **Lokarecidiv**. **Kein** Nachweis **freier Flüssigkeit**. Die mittargestellten Lungenbasen und die ossären Strukturen ohne pathologisch Auffälligkeiten.

Reports as weak annotations

ON: ALL, Herde? Infiltrate? Kontrolle vor Nabelschnur TX Technik: Multislice-CT, Somatom venÄse Phase von Thorax und Abdomen von HÄhe der oberen Thoraxapertur bis zur axialer und coronaler Orientierung; fÄr den Thorax Lungenkernel mit 3/2 in axialer und Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten Rundherddetektion; 120 ml KM i.v. / 4 / 50. Der der Untersuchung einschlieÄlich der KM-Applikation und ihrer Risiken aufgeklÄrt und zu VU vom 01.07.2010. THORAX: Keine path. vergrÄÄYerten LK bds. axillär, kein Pericarderguss, regelrechte Darstellung der Pulmonalarterien sowie der Aorta und ihrer Pneumothorax. Keine pneumoniesuspekten Verdichtungen, totale RÄckbildung der in der beschriebenen LungeÄdem. Keine intrapulmonalen RH. PAC-System li. pectoral mit die Leber von regulÄrer Form, der li. Leberlappen bis li. zur Milz reichend (Kissing Sign). Aszites im Lebersegment II/III. Ansonsten keine ParenchymÄsionen. St.p. beschriebene periphere Ädem heute nicht nachweisbar, geringe zentral betonte extrahepatischen Cholangiectasien bei unauff. Pankreas. Die Milz, die Nebennieren bds. sowie Kein Aszites. Die Harnblase kaum gefÄllt und unauff.. Die A. abdominalis sowie ihre unauff.. RegulÄre Darstellung der V. portae, kaliberkräftige V. cava inferior liche, hypodense Areale im Bereich beider V. iliaca externae, in erster Linie Flussdefekten alzysti li., ausgeprÄgte Inhomogenitäten sowie geringe VergrÄÄYerung des Uterus. paraiacal sowie inguinal keine path. vergrÄÄYerten LK. Re. inguinal zeigt sich ein ca. 2x1,2 U-Werten um 22, dies in erster Line St.p. ECMO zuzuordnen und regredient. An den sich keine osteodestruktiven LÄsionen.



CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION:

Somatom Sensation 64 Cardiac, Koll: 64 x 0,6 mm; eine venöse Phase von Thorax und Abdomen von Höhe der oberen Thoraxapertur bis zur Symphysis; 3/2 mm im Weichteilkernel in axialer und coronaler Orientierung; für den Thorax Lungenkernel mit 3/2 in axialer und coronaler Orientierung; 12 / 3 mm thin MIP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten Rundherddetektion; 120 ml Kontrastmittel i.v. / 4 / 50. Der Patient wird über die Art der Durchführung der Untersuchung einschließlich der Kontrastmittel-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der D

Kontrolle vor Nabelschnur TX Technik: Multislice-CT,

Lymphknoten bds. axillaer, mediastinal oder hilär. Normgrosses Cor, kein Pericarderguss, regelrechte Darstellung der Pulmonalarterien sowie der Aorta und ihrer supraaortalen Äste. Kein Pleuraerguss. Kein Pneumothorax. Keine pneumoniesuspekten Verdichtungen, totale Rückbildung der vorbeschriebenen Veränderungen im Rahmen der beschriebenen Lungeödems. Keine intrapulmonalen RH. PAC-System linker pectoral mit der Spitze in der oberen Vena cava superior. ABDOMEN: Die Leber von regulärer Form, der linker Leberlappen bis linker zur Milz reichend (Kissing Sign). Unverändert 4 mm messende, hypodense Laesion im Lebersegment II/III. Ansonsten I tektomie, OP-Clips in Situ. Das vorbeschriebene periphere Ädem heute nicht nachweisbar, geringe zentrale Cholangiectasie, der Ductus hepatocholedochus normweit, keine extrahepatischen Cholangiectasie bei unauff. Pankreas. Die Milz, die Nebennieren bds. sowie die Nieren bds. unauff., keine Hydronephrose. Kein Aszites. Die Harnblase kaum gefüllt und unauff.. Die A. abdominalis sowie ihre viszeralen grossen Gefässabgänge unauff.. Reguläre Darstellung der V. portae, kaliberkräftige V. cava inferior (Rechtsherzbelastung?). Randständige, runde, hypodense Areale im Bereich beider V. iliaca externae, in erster Linie F tsprechend. Ca. 2,5x1,5 cm messende Ovarialzyste linker, ausgeprägte Inhomogenitäten sowie geringe Vergroesserung des Uterus. (Zyklusphase?) Paraortal, mesenterisch und paraiacal sowie inguinal keine pathologisch vergroesserten Lymphknoten. Re. inguinal zeigt sich ein ca. 2x1,2 cm messendes, flausiges Verdichtungsareal mit HU-Werten um 22, dies in erster Line St.p. ECMO zuzuordnen und regredient. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine osteodestruktiven Laesio.

| | |
|---------------------|--------------------|
| Lebersegment II/III | hypodense Laesion |
| THORAX | Kein Pleuraerguss. |
| | |
| | |

[Thomas Schlegl et al.]

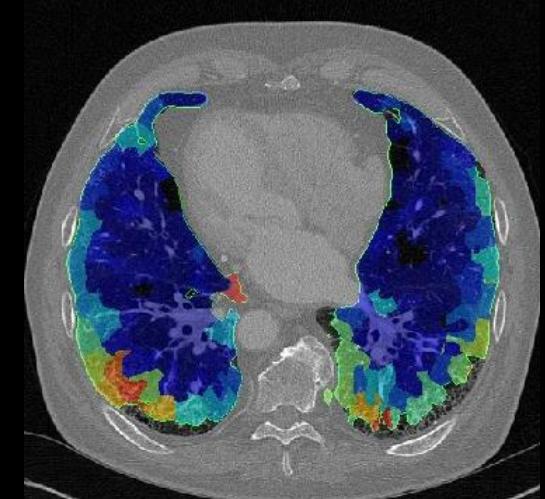
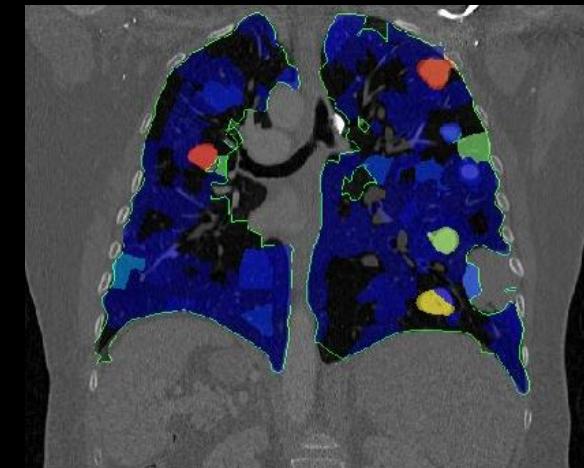
Linking semantics and imaging to map reported markers to new images

- Machine learning can extract structured information from unstructured reports
- Link this to imaging data
- *Algorithms can learn maps of findings only based on imaging data an reports*

Original medical report:
CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION: ALL, Herde? Infiltrate? Kontrolle vor Nabelschur TX Technik: Multislice-CT, Somatom Sensation 64, Kollimator 64 x 0,6 mm, Filtered back-projection, 120 kV, 100 mAs, 120 ml Kontrastmittel i.v., 12 Synopsys 64 mm im Weitfeldmodus in axaler und coronarer Orientierung; für den Thorax Lungendurchmesser mit 82 cm in axaler und coronarer Orientierung; 12 / 3 mm thin MIP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten Rundherdetektion; 120 ml KM i.v., 4 / 50. Der Patient wird über die Art der Durchführung der Untersuchung einschließlich der KM-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der Durchführung zugestimmt. Vergleich zu VU vom 01.07.2010. THORAX: Keine Herde, vergroßerte LK bds. axillär, mediastinal oder hilär, kein Pleuraerguss. Keine Pneumonie, keine pulmonale Verdichtungen, totale Röntgenbläschen des vorbeschriebenen Veränderungen im Rahmen der beschriebenen Lunge/Milz. Keine intrapulmonale RH. PAC-System li. pectoral mit der Spitze in der oberen VCS. ABDOMEN: Die Leber von regulärer Form, der li. Leberlappen bis li. zur Milz reichend (Kissing Sign). Unverändert 4 mm dicke, hypodense Läsion im Leberlappen mit St. p. Cholangiectasie, OP-Clips in der Leber. Amzendia ohne Parazistose. St. p. Cholangiectasie, der HHC normwert, keine extrabhepatischen Cholangiectasien bei unauff. Pankreas. Die Milz, die Nebennieren bds. sowie die Nieren bds. unauff., keine Hydronephrose. Kein Aszites. Die Harnblase kann gefüllt und unfüllt. Reguläre Darstellung der V. portae, kaliberkritische V. cava inferior mit einer Hypertonie, die mit dem Befund der HCC korrespondiert. Die V. cava superior ist normal groß. Die V. cava inferior ist leicht dilatiert, ohne Flussdefekte entsprechend. Ca. 2,5x1,5 cm messende Ovarialzyste li., ausgeprägte Inhomogenitäten sowie geringe Vergrößerung des Uterus (Zyklusphase?). Paraaortal, mesenterisch und paracaval sowie inguinal keine path. vergroßerte LK. Re. inguinale zeigt sich ein ca. 2x1,2 cm messendes, flausig Verdichtungsareal mit HU-Werten um 22, dies in erster Linie St. p. ECMO zuzuordnen und regredient. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine osteodestruktiven Läsionen.

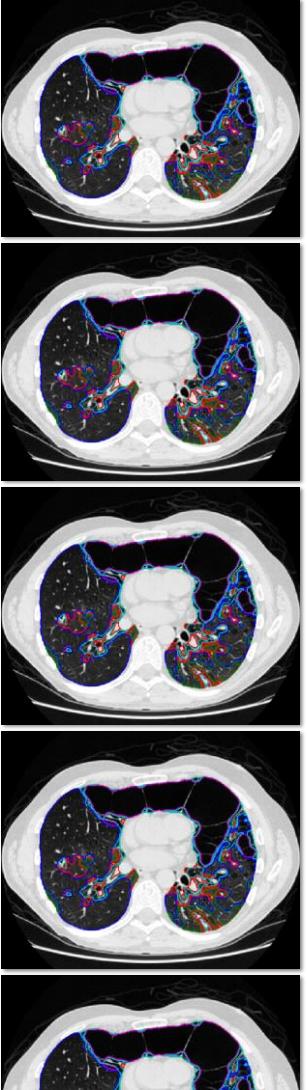
CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION: ALL, Laesione? Infiltrate? Kontrolle vor Nabelschur TX Technik: Multislice-CT, Somatom Sensation 64, Kollimator 64 x 0,6 mm, Filtered back-projection, 120 kV, 100 mAs, 120 ml Kontrastmittel i.v., 12 Synopsys 64 mm im Weitfeldmodus in axaler und coronarer Orientierung; für den Thorax Lungendurchmesser mit 82,1 cm in axaler und coronarer Orientierung; 12 / 3 mm thin MIP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten Rundherdetektion; 120 ml Kontrastmittel i.v., 4 / 50. Der Patient wird über die Art der Durchführung der Untersuchung einschließlich der Kontrastmittel-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der Durchführung zugestimmt. Vergleich zu VU vom 01.07.2010. THORAX: Keine pathologisch vergrößerten Lymphknoten bds. axillär, mediastinal und hilär. Normgrößes Cor, kein Pleuraerguss. Kein Pneumothorax. Keine emphysematischen Veränderungen, totale Röntgenbläschen des vorbeschriebenen Veränderungen im Rahmen der beschriebenen Lunge/Milz. PAC-System linker pectoral mit der Spitze in der oberen Vena cava superior, ABDOMEN: Die Leber von regulärer Form, der linker Leberlappen bis linker zur Milz reichend (Kissing Sign). Verunreinigt 4 mm messende, hypodense Läsion im Lebersegment 10/III. Ansonsten keine Parenchymläsionen. St. p. Cholezystektomie, OP-Clips in St. p. Das vorbeschriebene Peritoneum A-dem heute nicht nachweisbar, geringe kaliberkritische Cholangiectasie, der Drusen Hepatocholedochus normwert, keine hepatoparenchymale Cholangiectasie bei unauff. Pankreas. Die Milz, die Nebennieren bds. sowie die Nieren bds. unauff., keine Hydronephrose. Kein Aszites. Die Harnblase kann gefüllt und unfüllt. Re. inguinale zeigt sich ein ca. 2x1,2 cm messendes, flausig Verdichtungsareal mit HU-Werten um 22, dies in erster Linie St. p. ECMO zuzuordnen und regredient. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine osteodestruktiven Läsionen.

| | |
|---------------------|--------------------|
| Lebersegment II/III | hypodense Laesien |
| THORAX | Kein Pleuraerguss. |



Hofmanninger, Langs 2015

Mapping report terms to imaging data



CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION: ALL „**Läsionen? Infiltrate?**“ Komitee vor Nibelchner TX Technik: Multislice CT. Sonstenson 64 Cards, Koll: 0,4 x 0,6 mm; eine venöse Phase von Thorax und Abdomen von Höhe der oberen Thoraxapertur bis zur Symphysis; 3/2 mm im Wechselschicht mit axaler und coronarer Orientierung; für den Thorax Langzeitmit mit 32 in axaler und coronarer Orientierung; 12,7 mm thin MP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten **Kauderkontraktion**; 120 ml Kontrastmittel i.v./j 4/50. Der Patient wird selber die Art der Durchleuchtung der Untersuchung einschließlich der Kontrastmittel-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der Durchleuchtung zugestimmt. Vergleich mit VU vom 01.07.2010. **THORAX:** Keine pathologisch vergrößerte Lymphknoten bds. zentral, mediastinal oder hilär. Nengmpress Cox kein **Pneumonegus**, regelhafte Darstellung der Pulmonalarterien sowie der Aorta und ihrer supraaortalen Äste. Keine **Hypothymie**. Keine **pathologische Verdächtigungen**. Keine **Impingements** RH PAC-System linker peripher mit der Spalte in der rechten Vena cava septata. **Atemnot:** Die Lefze war regulärer Form, der linker Unterlappen war nicht ausreichend luftgefüllt. Die rechte Vena cava interna war leicht erweitert. Die rechte Leber war leicht vergrößert. Keine Randschicht der vorderen Veränderungen im Rahmen der beschriebenen Lungenregionen. Keine **Impingements** RH. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine **osteodestruktive Läsionen**.

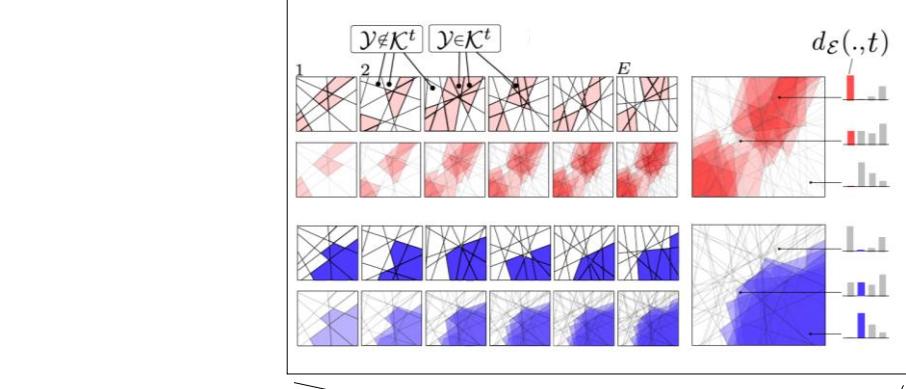
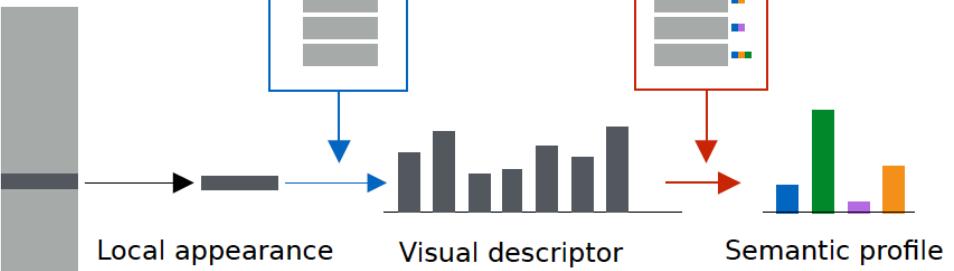
CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION: ALL „**Läsionen? Infiltrate?**“ Komitee vor Nibelchner TX Technik: Multislice CT. Sonstenson 64 Cards, Koll: 0,4 x 0,6 mm; eine venöse Phase von Thorax und Abdomen von Höhe der oberen Thoraxapertur bis zur Symphysis; 3/2 mm im Wechselschicht mit axaler und coronarer Orientierung; für den Thorax Langzeitmit mit 32 in axaler und coronarer Orientierung; 12,7 mm thin MP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten **Kauderkontraktion**; 120 ml Kontrastmittel i.v./j 4/50. Der Patient wird selber die Art der Durchleuchtung der Untersuchung einschließlich der Kontrastmittel-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der Durchleuchtung zugestimmt. Vergleich mit VU vom 01.07.2010. **THORAX:** Keine pathologisch vergrößerte Lymphknoten bds. zentral, mediastinal oder hilär. Nengmpress Cox kein **Pneumonegus**, regelhafte Darstellung der Pulmonalarterien sowie der Aorta und ihrer supraaortalen Äste. Keine **Hypothymie**. Keine **pathologische Verdächtigungen**. Keine **Impingements** RH. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine **osteodestruktive Läsionen**.

CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION: ALL „**Läsionen? Infiltrate?**“ Komitee vor Nibelchner TX Technik: Multislice CT. Sonstenson 64 Cards, Koll: 0,4 x 0,6 mm; eine venöse Phase von Thorax und Abdomen von Höhe der oberen Thoraxapertur bis zur Symphysis; 3/2 mm im Wechselschicht mit axaler und coronarer Orientierung; für den Thorax Langzeitmit mit 32 in axaler und coronarer Orientierung; 12,7 mm thin MP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten **Kauderkontraktion**; 120 ml Kontrastmittel i.v./j 4/50. Der Patient wird selber die Art der Durchleuchtung der Untersuchung einschließlich der Kontrastmittel-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der Durchleuchtung zugestimmt. Vergleich mit VU vom 01.07.2010. **THORAX:** Keine pathologisch vergrößerten Lymphknoten bds. zentral, mediastinal oder hilär. Nengmpress Cox kein **Pneumonegus**, regelhafte Darstellung der Pulmonalarterien sowie der Aorta und ihrer supraaortalen Äste. Keine **Hypothymie**. Keine **pathologische Verdächtigungen**. Keine **Impingements** RH. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine **osteodestruktive Läsionen**.

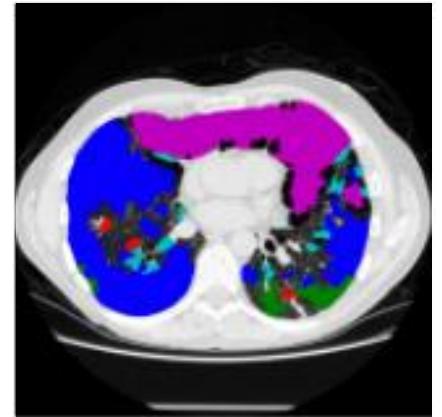
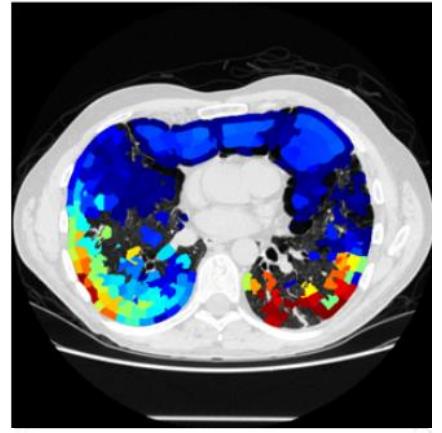
CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION: ALL „**Läsionen? Infiltrate?**“ Komitee vor Nibelchner TX Technik: Multislice CT. Sonstenson 64 Cards, Koll: 0,4 x 0,6 mm; eine venöse Phase von Thorax und Abdomen von Höhe der oberen Thoraxapertur bis zur Symphysis; 3/2 mm im Wechselschicht mit axaler und coronarer Orientierung; für den Thorax Langzeitmit mit 32 in axaler und coronarer Orientierung; 12,7 mm thin MP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten **Kauderkontraktion**; 120 ml Kontrastmittel i.v./j 4/50. Der Patient wird selber die Art der Durchleuchtung der Untersuchung einschließlich der Kontrastmittel-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der Durchleuchtung zugestimmt. Vergleich mit VU vom 01.07.2010. **THORAX:** Keine pathologisch vergrößerte Lymphknoten bds. zentral, mediastinal oder hilär. Nengmpress Cox kein **Pneumonegus**, regelhafte Darstellung der Pulmonalarterien sowie der Aorta und ihrer supraaortalen Äste. Keine **Hypothymie**. Keine **pathologische Verdächtigungen**. Keine **Impingements** RH. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine **osteodestruktive Läsionen**.

CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION: ALL „**Läsionen? Infiltrate?**“ Komitee vor Nibelchner TX Technik: Multislice CT. Sonstenson 64 Cards, Koll: 0,4 x 0,6 mm; eine venöse Phase von Thorax und Abdomen von Höhe der oberen Thoraxapertur bis zur Symphysis; 3/2 mm im Wechselschicht mit axaler und coronarer Orientierung; für den Thorax Langzeitmit mit 32 in axaler und coronarer Orientierung; 12,7 mm thin MP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten **Kauderkontraktion**; 120 ml Kontrastmittel i.v./j 4/50. Der Patient wird selber die Art der Durchleuchtung der Untersuchung einschließlich der Kontrastmittel-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der Durchleuchtung zugestimmt. Vergleich mit VU vom 01.07.2010. **THORAX:** Keine pathologisch vergrößerte Lymphknoten bds. zentral, mediastinal oder hilär. Nengmpress Cox kein **Pneumonegus**, regelhafte Darstellung der Pulmonalarterien sowie der Aorta und ihrer supraaortalen Äste. Keine **Hypothymie**. Keine **pathologische Verdächtigungen**. Keine **Impingements** RH. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine **osteodestruktive Läsionen**.

Image information
can be used to
capture variability
in the data

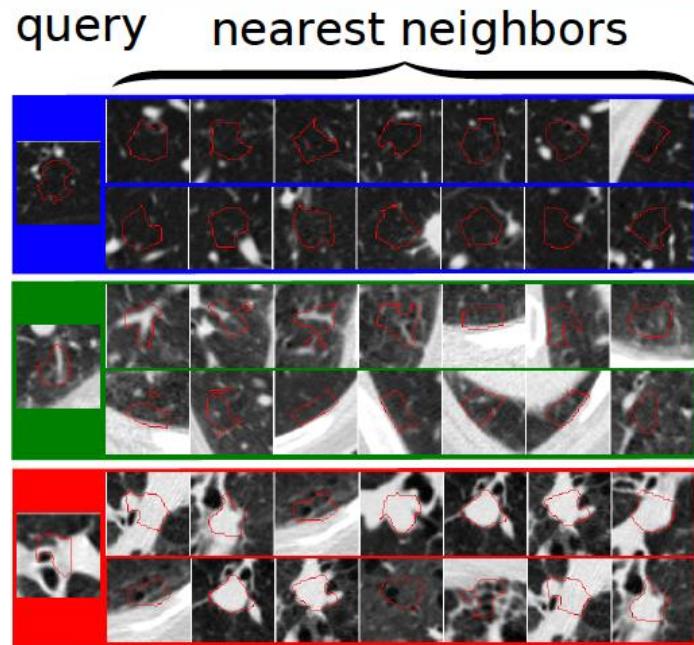


CT THORAX UND ABDOMEN INDIKATION: ALL „**Läsionen? Infiltrate?**“ Komitee vor Nibelchner TX Technik: Multislice CT. Sonstenson 64 Cards, Koll: 0,4 x 0,6 mm; eine venöse Phase von Thorax und Abdomen von Höhe der oberen Thoraxapertur bis zur Symphysis; 3/2 mm im Wechselschicht mit axaler und coronarer Orientierung; für den Thorax Langzeitmit mit 32 in axaler und coronarer Orientierung; 12,7 mm thin MP-Rekonstruktionen des Thorax zur verbesserten **Kauderkontraktion**; 120 ml Kontrastmittel i.v./j 4/50. Der Patient wird selber die Art der Durchleuchtung der Untersuchung einschließlich der Kontrastmittel-Applikation und ihrer Risiken aufgeklärt und hat der Durchleuchtung zugestimmt. Vergleich mit VU vom 01.07.2010. **THORAX:** Keine pathologisch vergrößerte Lymphknoten bds. zentral, mediastinal oder hilär. Nengmpress Cox kein **Pneumonegus**, regelhafte Darstellung der Pulmonalarterien sowie der Aorta und ihrer supraaortalen Äste. Keine **Hypothymie**. Keine **pathologische Verdächtigungen**. Keine **Impingements** RH. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine **osteodestruktive Läsionen**. **Atemnot:** Die Lefze war regulärer Form, der linker Unterlappen war nicht ausreichend luftgefüllt. Die rechte Vena cava interna war leicht erweitert. Die rechte Leber war leicht vergrößert. Keine Randschicht der vorderen Veränderungen im Rahmen der beschriebenen Lungenregionen. Keine **Impingements** RH. An den mitabgebildeten ossären Strukturen zeigen sich keine **osteodestruktive Läsionen**.



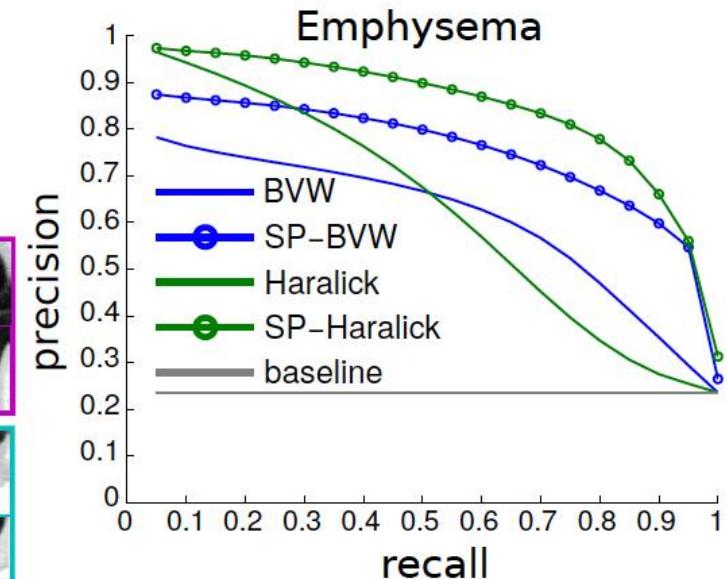
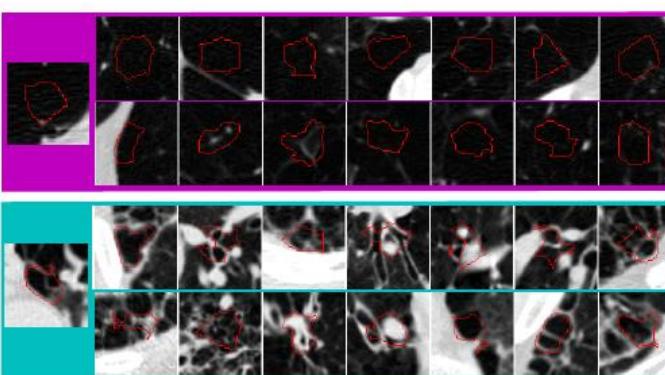
Expert
Hofmanninger, Langs 2015

Search based on learned features



Haralick

SP-Haralick

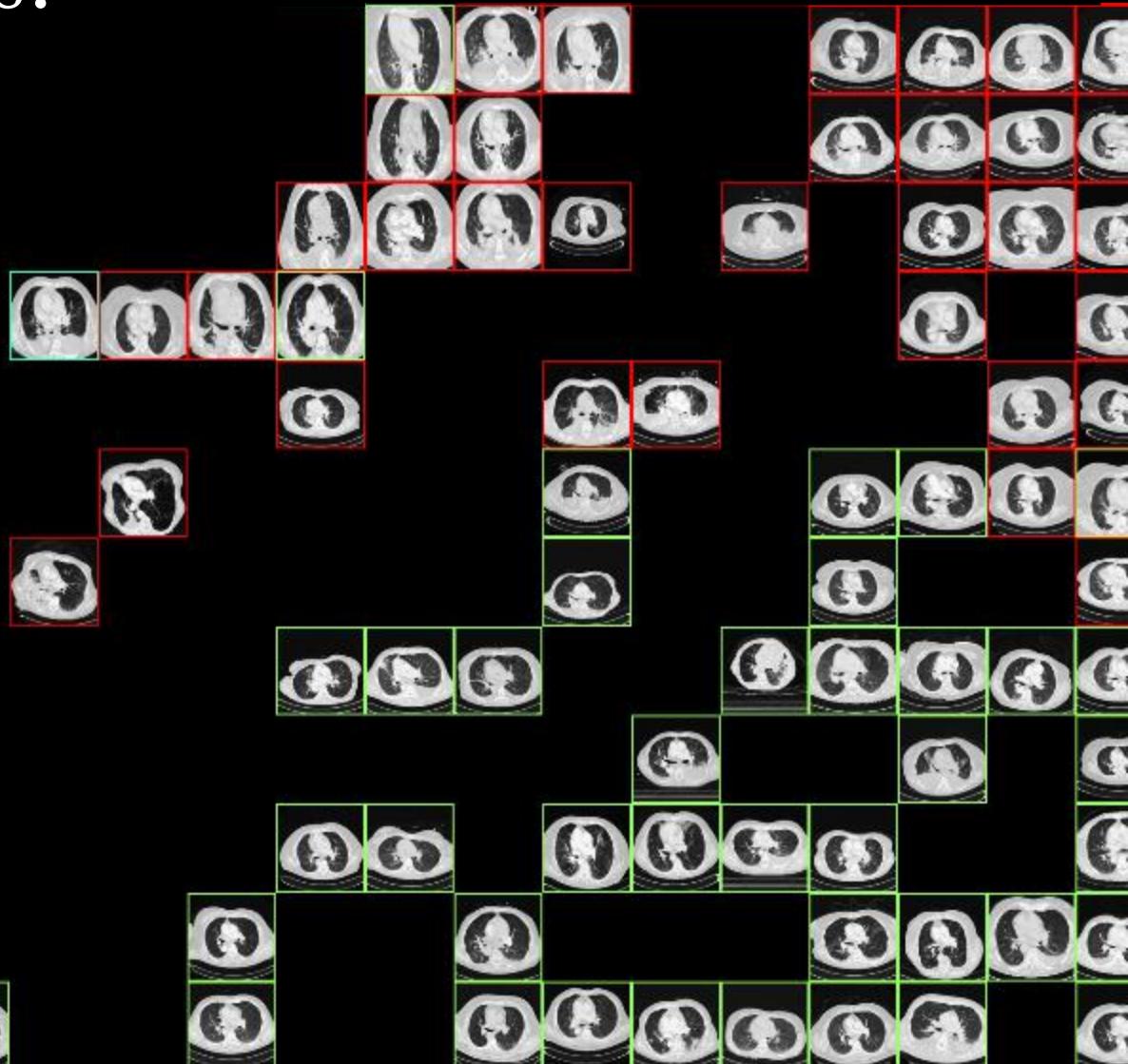


Semantic re-mapping of features improves retrieval accuracy. It links the visual representation closer to diagnostically relevant categories

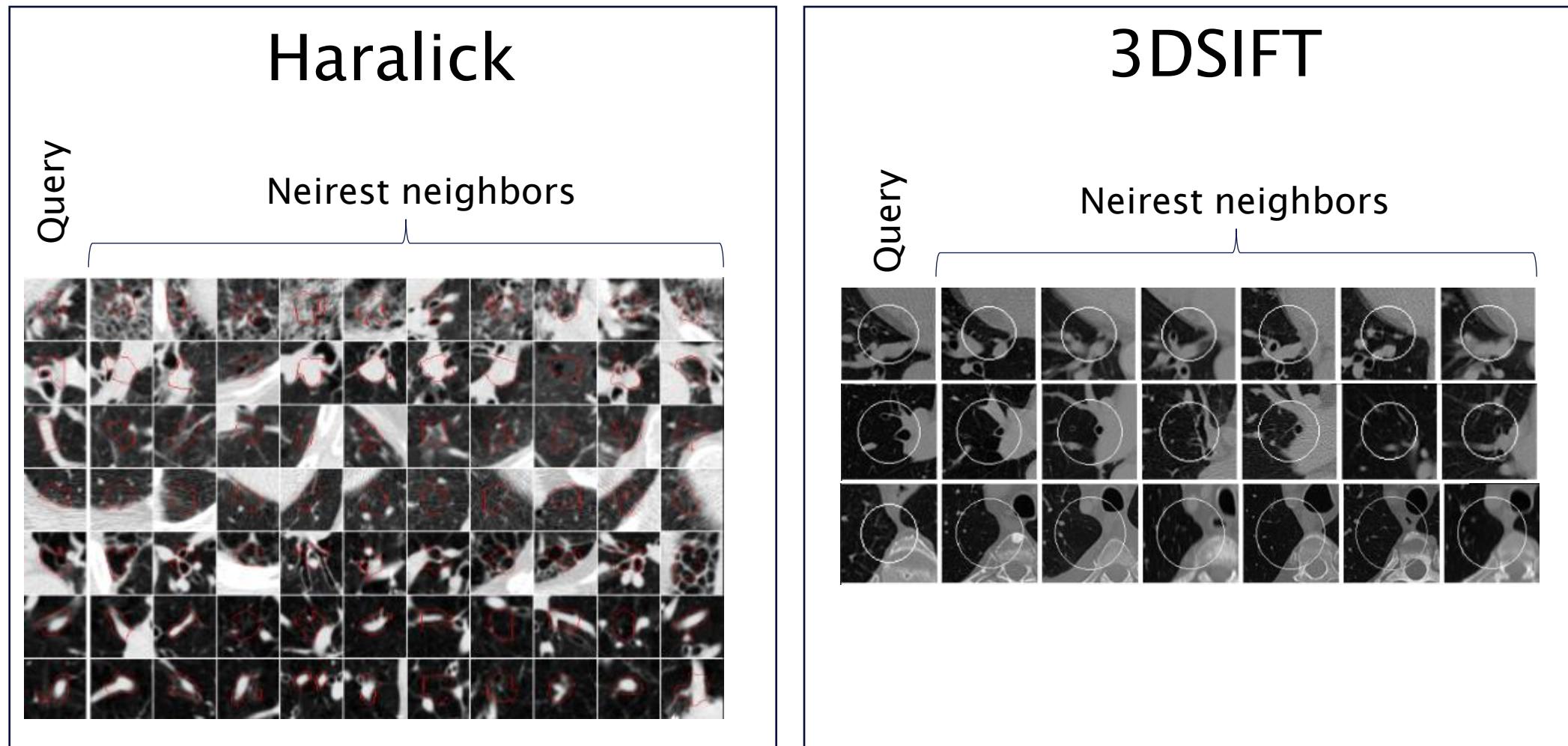
[Hofmanninger et al. CVPR 2015]

Can we detect patient subgroups?

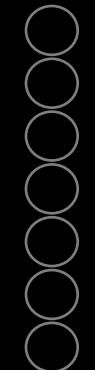
- Why
 - Discover hidden disease subtypes
 - Discover unknown imaging markers
- Fully unsupervised
- Data driven grouping of patients



Local low-level features / Bag of visual words



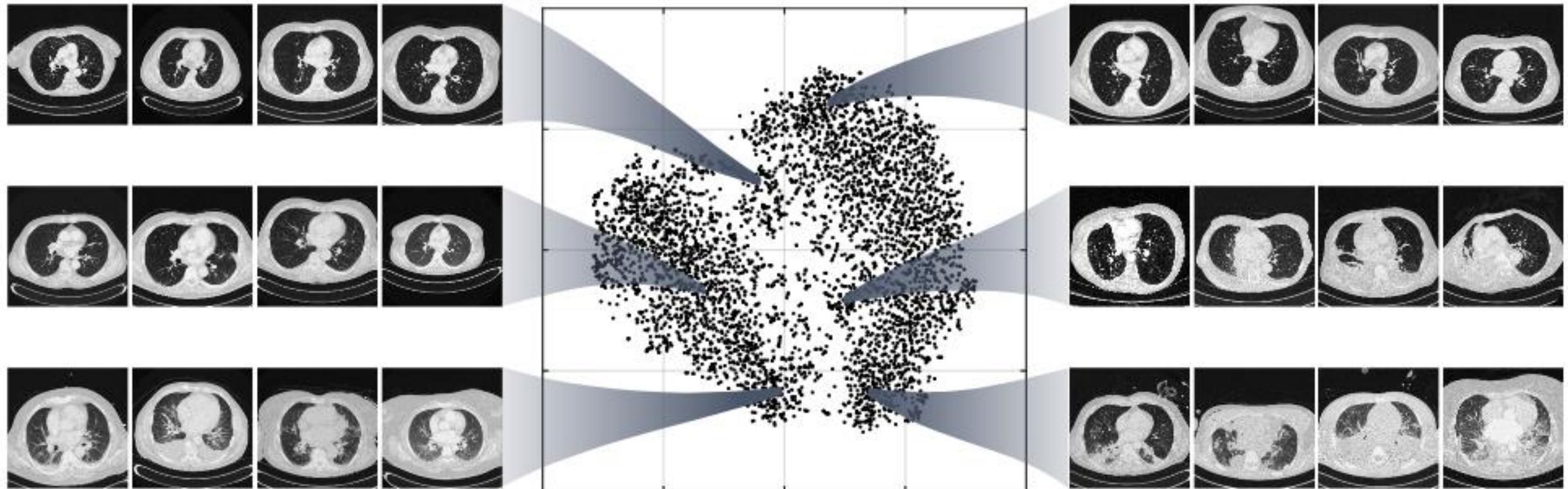
Volumes leading to highest activation in bottleneck-neurons



Deep stacked autoencoder



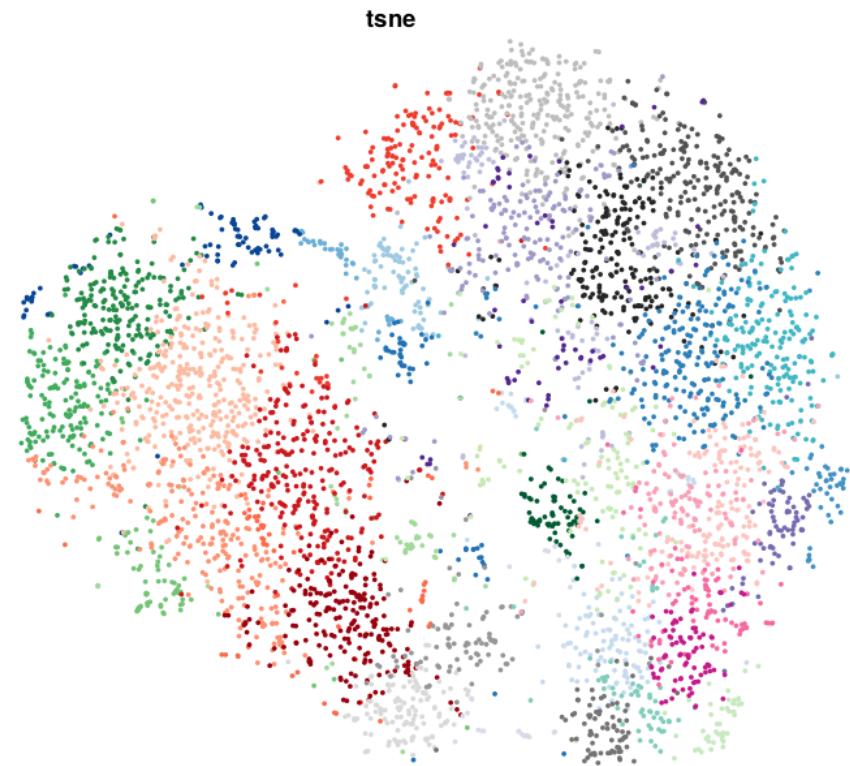
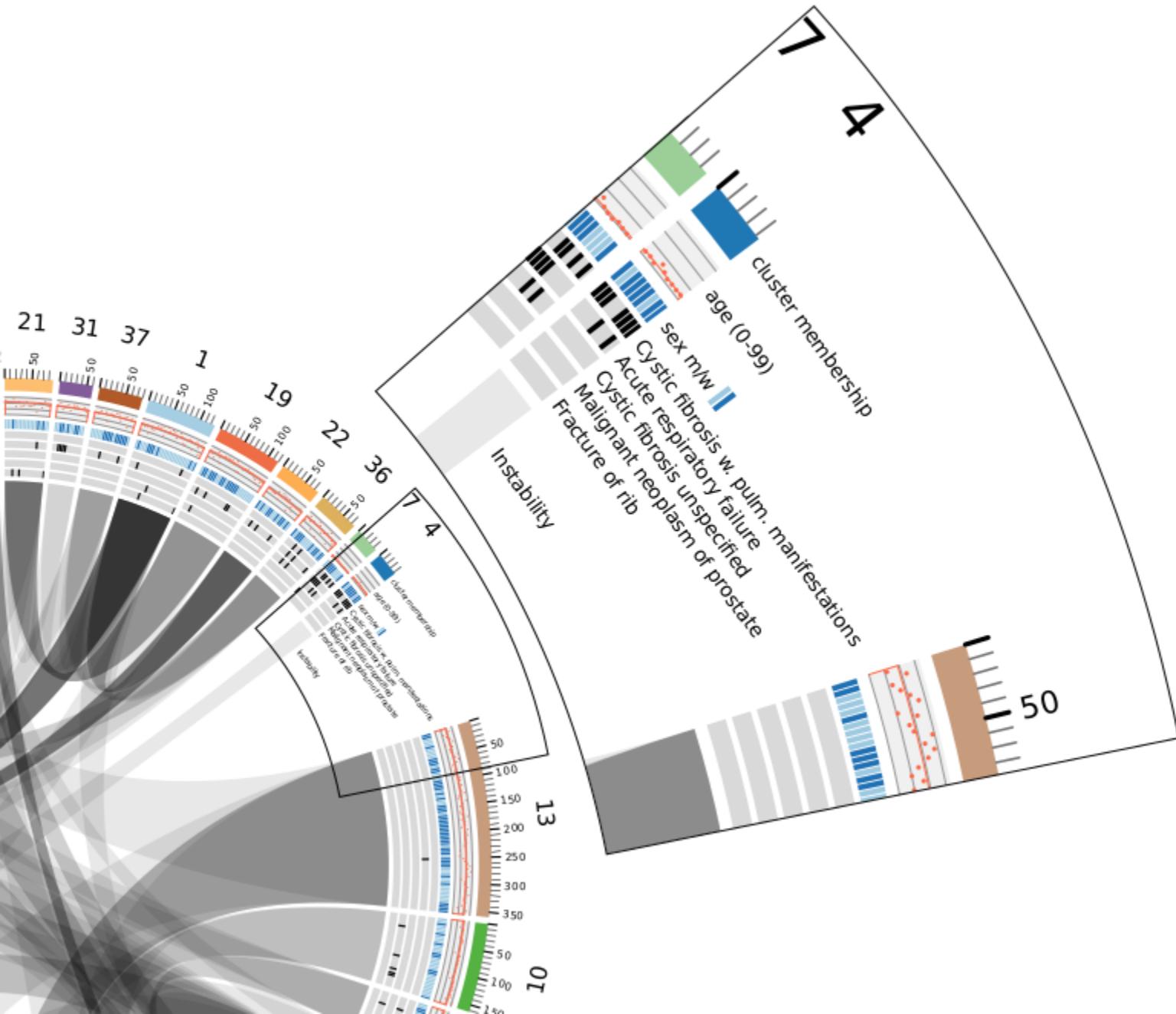
Population Landscape



5000 mapped into a metric space
based on visual cues in volumetric lung-CT

Hofmanninger et al. 2016

Population phenotypes

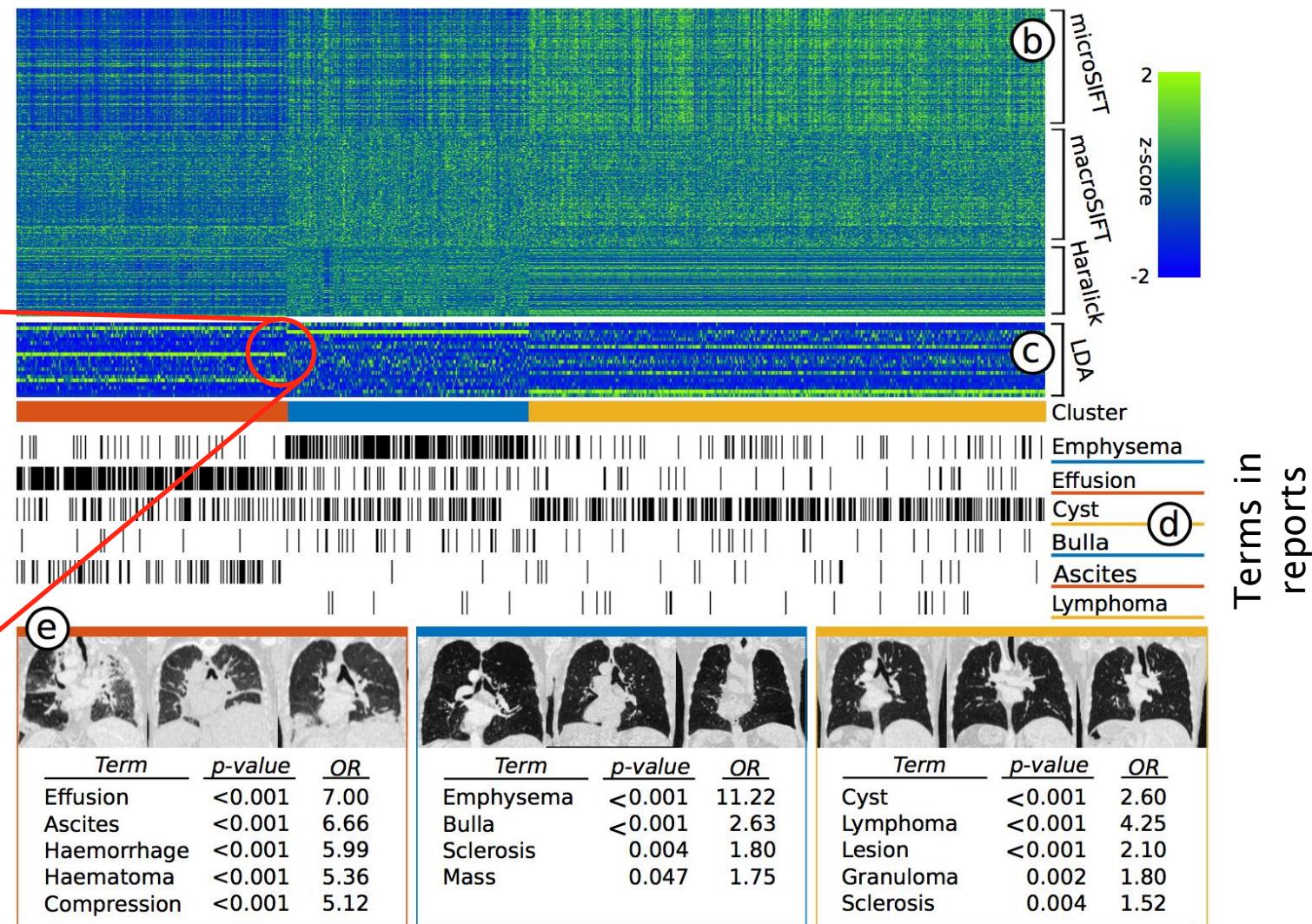
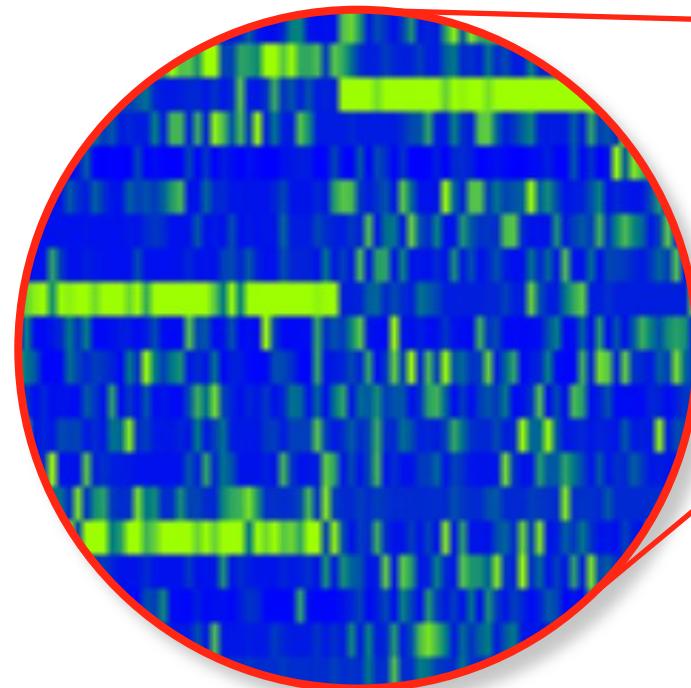


Hofmanninger et al.

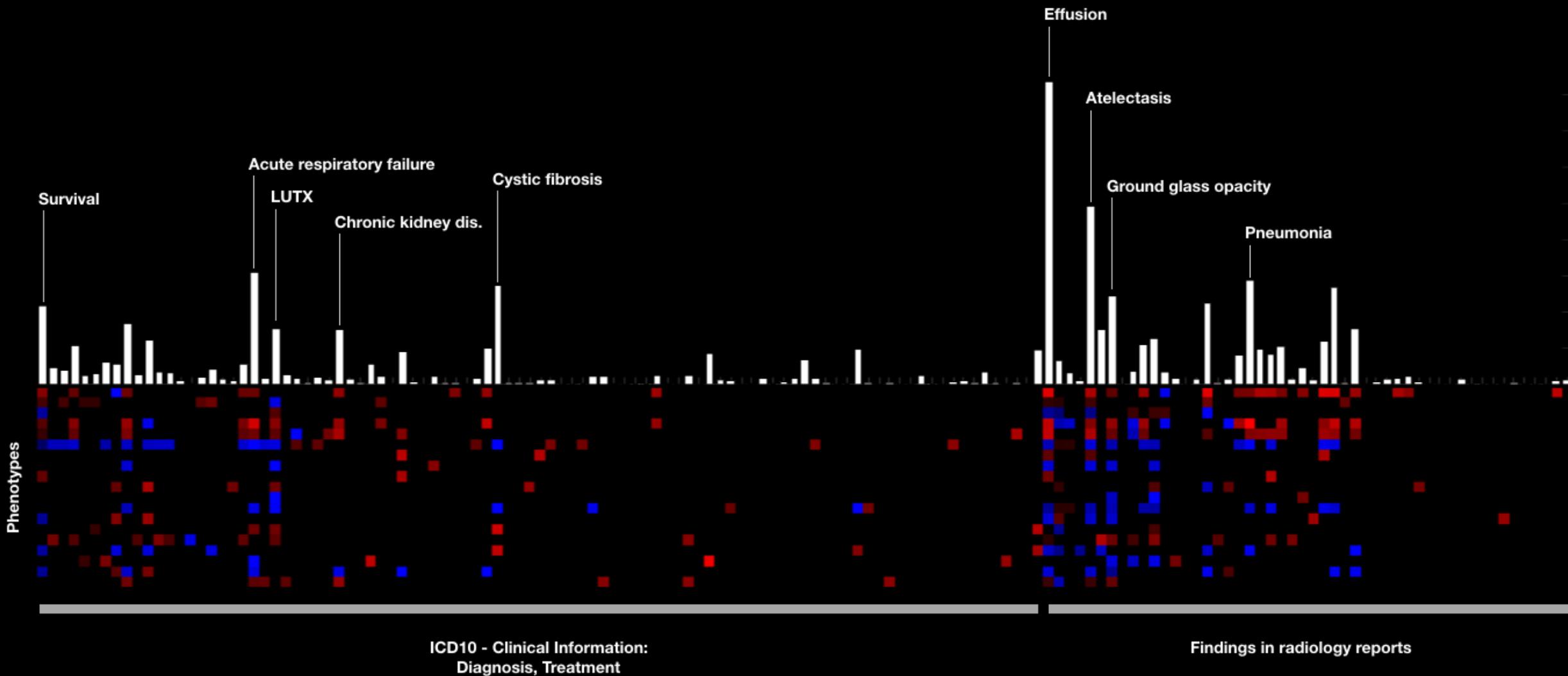
Identify phenotypes: clusters in the routine population

N = 5000 chest CT volumes

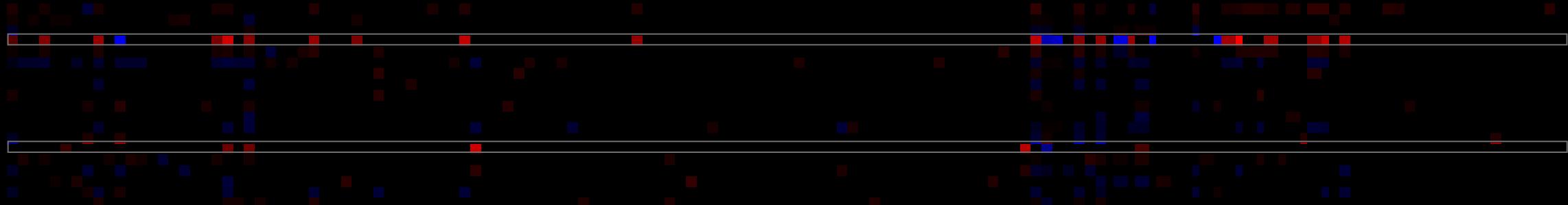
Data-driven signatures of individuals reveal clusters of patients



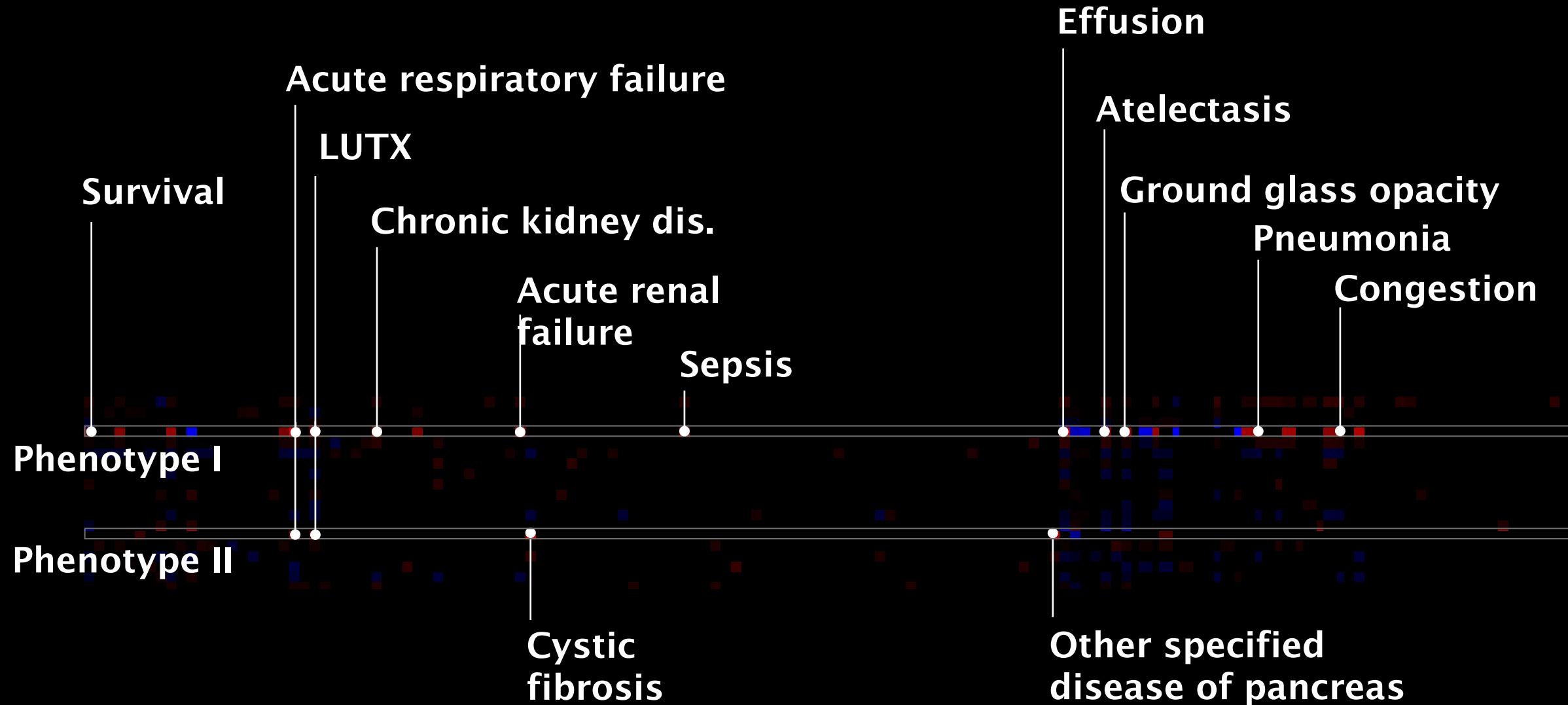
Imaging phenotypes encode clinical information



Two LUTX phenotypes



Two LUTX phenotypes



Outlook

- We will have more powerful marker patterns and prediction models at our disposal
- We will discover novel disease and response phenotypes
- Diagnosis categories might lose relevance, while a more continuous landscape of predictive phenotype patterns drives individual treatment decisions
- We will use imaging technologies more effectively to predict disease and response
- These markers will be available to a broader population of patients

www.cir.meduniwien.ac.at

Questions?

