



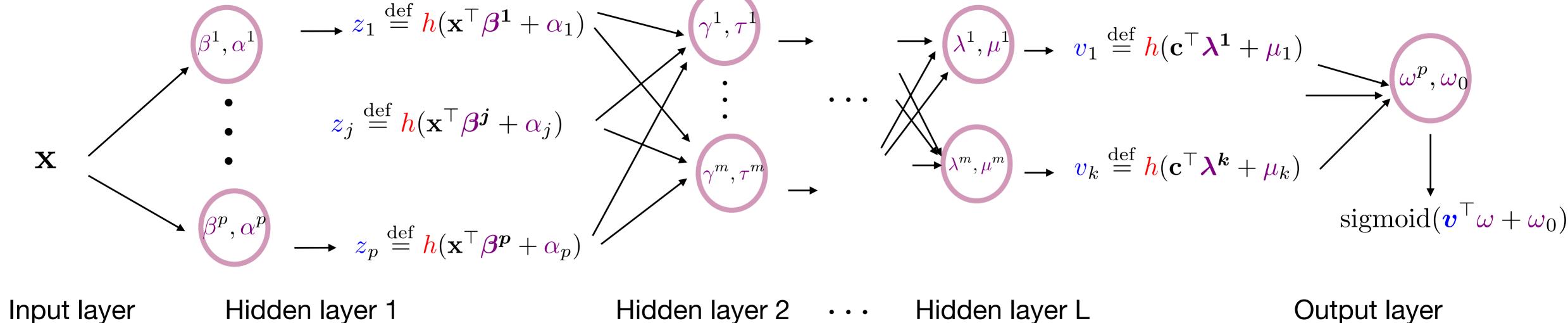




## Machine learning classique

## Intro to neural nets

On peut augmenter la complexité du modèle à l'infini...



Deep neural networks = many layers / many neurons

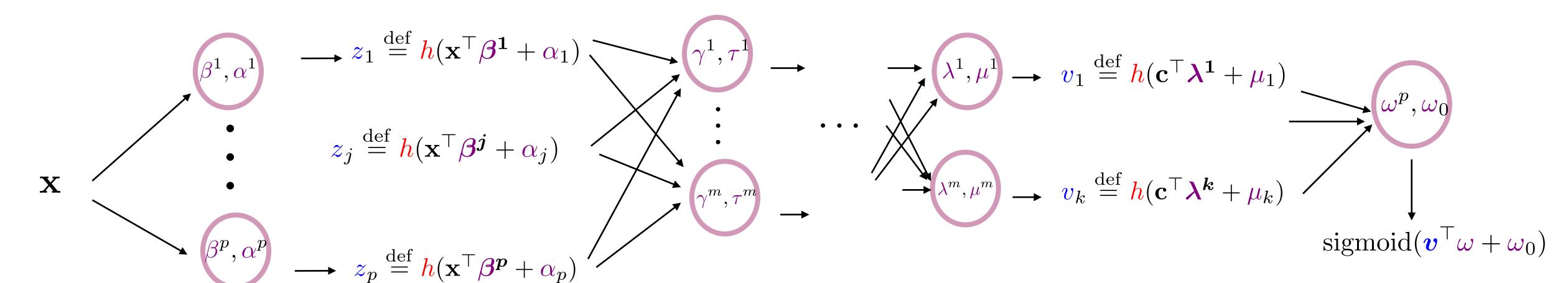
## This is a "general purpose" neural network (NN) known as "fully connected multilayer perceptron" (MLP)

On considère un problème de classification binaire avec le réseau ci-dessus optimisé avec une très bonne performance.

## On définit la transformation des données en s'arrêtant à l'avant dernier layer: $g:\mathbf{x}\in\mathbb{R}^d\mapsto\mathbf{v}\in\mathbb{R}^k$

Apprendre à classifier les  $g(\mathbf{x}_i)$  est-il plus facile ou plus difficile que classifier les  $\mathbf{x}_i$ ?

On peut augmenter la complexité du modèle à l'infini...



Input layer

INSEA

Hidden layer 1

Hidden layer 2

Hidden layer L

Output layer

Deep neural networks = many layers / many neurons

This is a "general purpose" neural network (NN) known as "fully connected multilayer perceptron" (MLP)

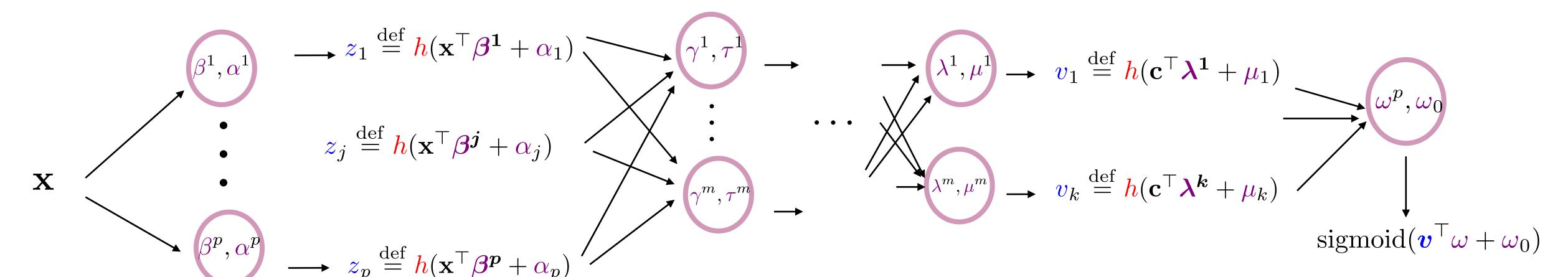
On considère un problème de classification binaire avec le réseau ci-dessus optimisé avec une très bonne performance.

On définit la transformation des données en s'arrêtant à l'avant dernier layer:  $g:\mathbf{x}\in\mathbb{R}^d\mapsto\mathbf{v}\in\mathbb{R}^k$ 

Apprendre à classifier les  $g(\mathbf{x}_i)$  est-il plus facile ou plus difficile que classifier les  $\mathbf{x}_i$ ?



On peut augmenter la complexité du modèle à l'infini...



Input layer

Hidden layer 1

Hidden layer 2

Hidden layer L

Output layer

On considère un problème de classification binaire avec le réseau ci-dessus optimisé avec une très bonne performance.

On définit la transformation des données en s'arrêtant à l'avant dernier layer:  $g: \mathbf{x} \in \mathbb{R}^d \mapsto \mathbf{v} \in \mathbb{R}^k$ 

Apprendre à classifier les  $g(\mathbf{x}_i)$  est-il plus facile ou plus difficile que classifier les  $\mathbf{x}_i$ ?



