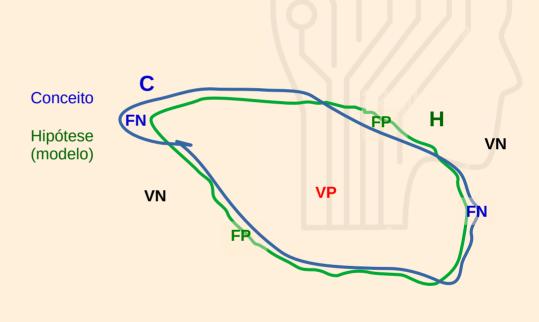
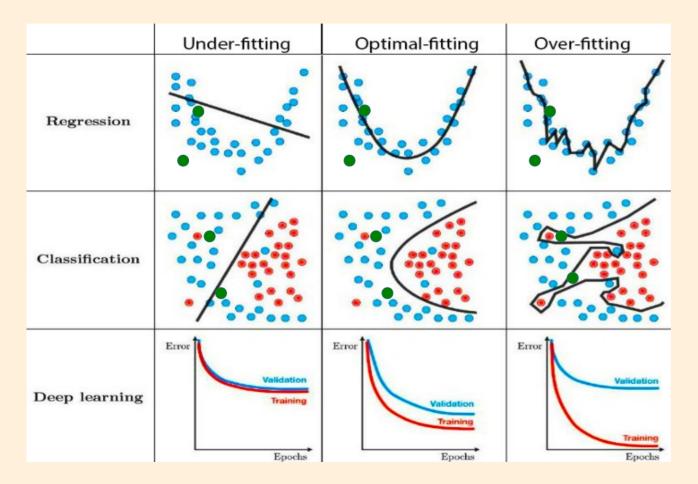
### O que faz um bom modelo aprendiz?

- Um bom modelo é preciso
  - Maior nível de acurácia (e precisão) possível
- Generaliza bem
  - Produz mais acertos para novos dados
- Não se superajusta
  - Menos erros de classificação
  - Menos suscetível a anomalias (outliers)



### Ajustes do modelo

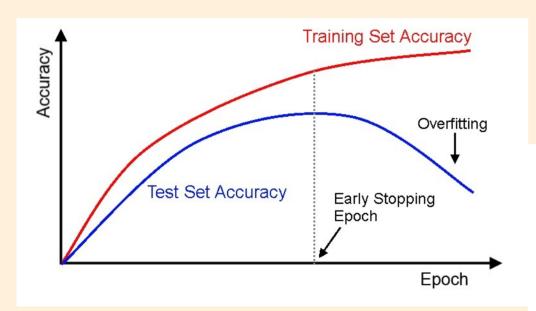


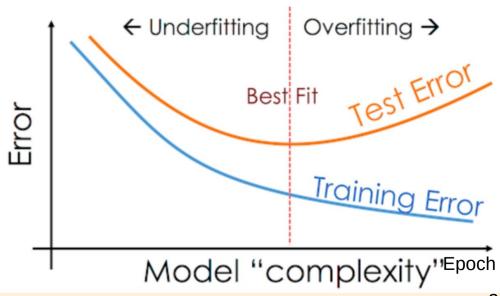
- Treinam classe A
- Treinam classe B
- Teste / "novo" dado

### Superajuste (overfitting) ex.

- 95% de acerto para os dados de treinamento
- 70% de acerto para os dados de teste

### Acurácia e erro





## Regularização

- É um método para tornar o modelo mais geral ao conjunto de dados
- Modos de regularizar
  - L1 & L2 Regularization
  - Cross Validation
  - Early Stopping
  - Drop Out
  - Dataset Augmentation

#### Modos...

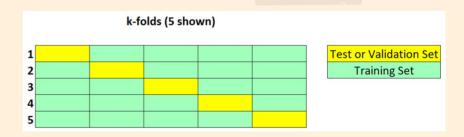
- L1 & L2 Regularization
  - Penalizar pesos grandes durante o backpropagation
  - λ grau de penalidade
  - L1 regressão Lasso

Erro = 
$$\frac{1}{2}$$
(previsto – real)<sup>2</sup> +  $\frac{\lambda}{2}$   $\sum |(w_i)|$ 

L2 – regressão Ridge

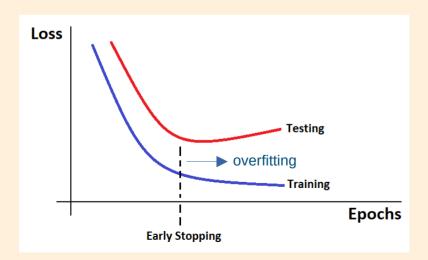
Erro = 
$$\frac{1}{2}$$
(previsto – real)<sup>2</sup> +  $\frac{\lambda}{2}$  $\sum (w_i)^2$ 

- Validação cruzada (cross validation)
- Treinamento que divide o conjunto de dados em k partes,
  - Sendo uma parte para teste e as demais para treinamento
  - Revezando as partes e calculando o erro e acurácia médios após este revezamento



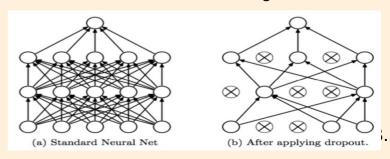
#### Modos ...

- Early stopping (parada antecipada)
  - Evita o sobreajuste
  - Quando a acurácia ou erro não progridem mais durante n épocas



#### Dropout

- eliminação de nós (ocultos e visíveis) em uma rede neural, aleatoriamente
  - com o objetivo de reduzir o sobreajuste.
- No treinamento, certas partes da rede neural são ignoradas aleatoriamente durante o treinamento.
  - Ajuda a reduzir o aprendizado que seja interdependente entre os neurônios.
- Assim, a RNA aprende as características dos dados mais robustas ou significativas.



6 1r

### Data augmentation

- A ampliação de dados para aprimorar o modelo.
- No conjunto de dados de entrada fazer pequenas variações nele para melhorar a quantidade de dados para treinamento.
- Isso permite criar modelos mais robustos que n\u00e3o se sobreajustam.
- Usado principalmente em visão computacional
- Mas também pode ajudar a incrementar a base de dados com mais variabilidade
  - Porém, com dados plausíveis

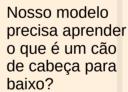
















| Dia | Aspecto | Temper | Umid    | Vento | Joga? |
|-----|---------|--------|---------|-------|-------|
| D15 | nublado | amena  | normal  | fraco | sim   |
| D16 | nublado | fresco | elevada | fraco | sim   |
| D17 | sol     | fresco | elevada | forte | não   |
| D18 | chuva   | quente | elevada | fraco | não   |

# Épocas, iterações e lotes

- Uma época ocorre quando o conjunto completo dos dados de treinamento é transmitido / propagado para frente e retropropagado em nossa rede neural
- O tamanho do lote é o número de amostras de treinamento propagado para frente e retropropagado
- Exemplo: 1000 itens em nosso conjunto de dados,
  - Com um tamanho de lote de 100 registros.
- Portanto, são 10 iterações (100 x 10) para concluir uma época.

### Melhores práticas

- Funções de ativação:
  - 1. ReLU ou Leaky ReLU → [0 1]
  - 2. Logistic (sigmoid)  $\rightarrow$  [0 1]
  - 3. Softmax (sigmoid multiclasse)
  - 4. Tangente hiperbólica (tanH) → [-1 1]
- Função de perda (loss):
  - 1. MSE para regressão
  - 2. Binary crossEntropy se saída binária (S/N, V/F, 0/1)
  - 3. Categorical crossEntropy → várias classes, OneHot Encoder
  - 4. Sparse Categorical Crossentropy → não OneHot, classes strings
    - Usar ativação softmax

- P Regularização:
  - Use L2 e comece pequeno e aumente gradativamente (0,01, 0,02, 0.05, 0.1.....)
- Dropout entre 0,2 e 0,5
- Taxa de aprendizado: 0,001
- Número de camadas ocultas: tão profundo quanto o desempenho de sua máquina permitir
- Número de épocas: 50 a 500
- Interessante usar Early Stopping