

Working with tensors



PyTorch

○ שלבי עבודה ב Py torch

○ אופטימיזרים

○ פונקציות אקטיבציה

Define Neural Network Architecture

```
class Moon(nn.Module): # almost all PyTorch models are subclasses of nn.Module
```

```
def __init__(self):
```

```
    super().__init__()
```

```
    # nn.Linear fc layers handle the input and output shapes
```

```
    self.fc1 = nn.Linear(in_features=2, out_features=16) #fc=fully connected layer
```

```
    self.relu1 = nn.ReLU()
```

```
    self.fc2 = nn.Linear(in_features=16, out_features=8)
```

```
    self.relu2 = nn.ReLU()
```

```
    self.fc3 = nn.Linear(in_features=8, out_features=1)
```

```
# Define the forward method
```

```
def forward(self, x): # No sigmoid here, BCEWithLogitsLoss will handle that
```

```
    x = self.fc1(x) # Pass input through first fully connected layer
```

```
    x = self.relu1(x)
```

```
    x = self.fc2(x)
```

```
    x=self.relu2(x)
```

```
    x = self.fc3(x) # Pass input through second fully connected layer
```

```
    return x
```

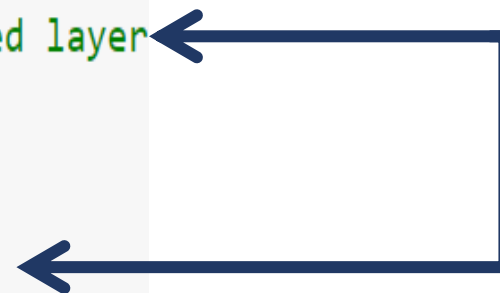
שלבי עבודה עם מודלים בpy torch

1. הגדרת המודל: יצירת מחלקה

(שיורשת מ nn.Model בד"כ)



- עם שכבות נוירונים



- עם פונקציית Forward



שלבי עבודה עם מודלים בpy torch

שלבי עבודה עם מודלים ב-py torch

Instantiate Model and Select Loss Function/Optimizer

```
model = Moon()  
criterion = nn.BCEWithLogitsLoss()  
optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr=0.1)
```

3. יצירת מופע / **אינסטנס** – יצירת אובייקט

מהמודל שהוגדר.

4. הגדרת פונקציית **עלות**

5. הגדרת **אופטימיזר** (ממטב) – בחירת הדרך

בה יעודכנו המשקלים

6. **יצירת לולאה אימון** הכוללת:

Training Loop

```
epochs = 1000
```

```
for epoch in range(epochs):
```

```
    model.train() #training mode
```

```
    optimizer.zero_grad()
```

```
    outputs = model(X_train_tensor)
```

```
    loss = criterion(outputs, y_train_tensor)
```

```
    loss.backward()
```

```
    optimizer.step()
```

חיזוי,

חישוב עלות (הפסד\Loss),

חישוב שיפועים (גרידאנטים)

ועדכון משקלים בכל איטרציה

שלבי עבודה עם מודלים בpy torch

7. הערכה - העברת המודל למשב בדיקה על

מנת לבדוק את שיבו, הפעלת המודל לחיזוי

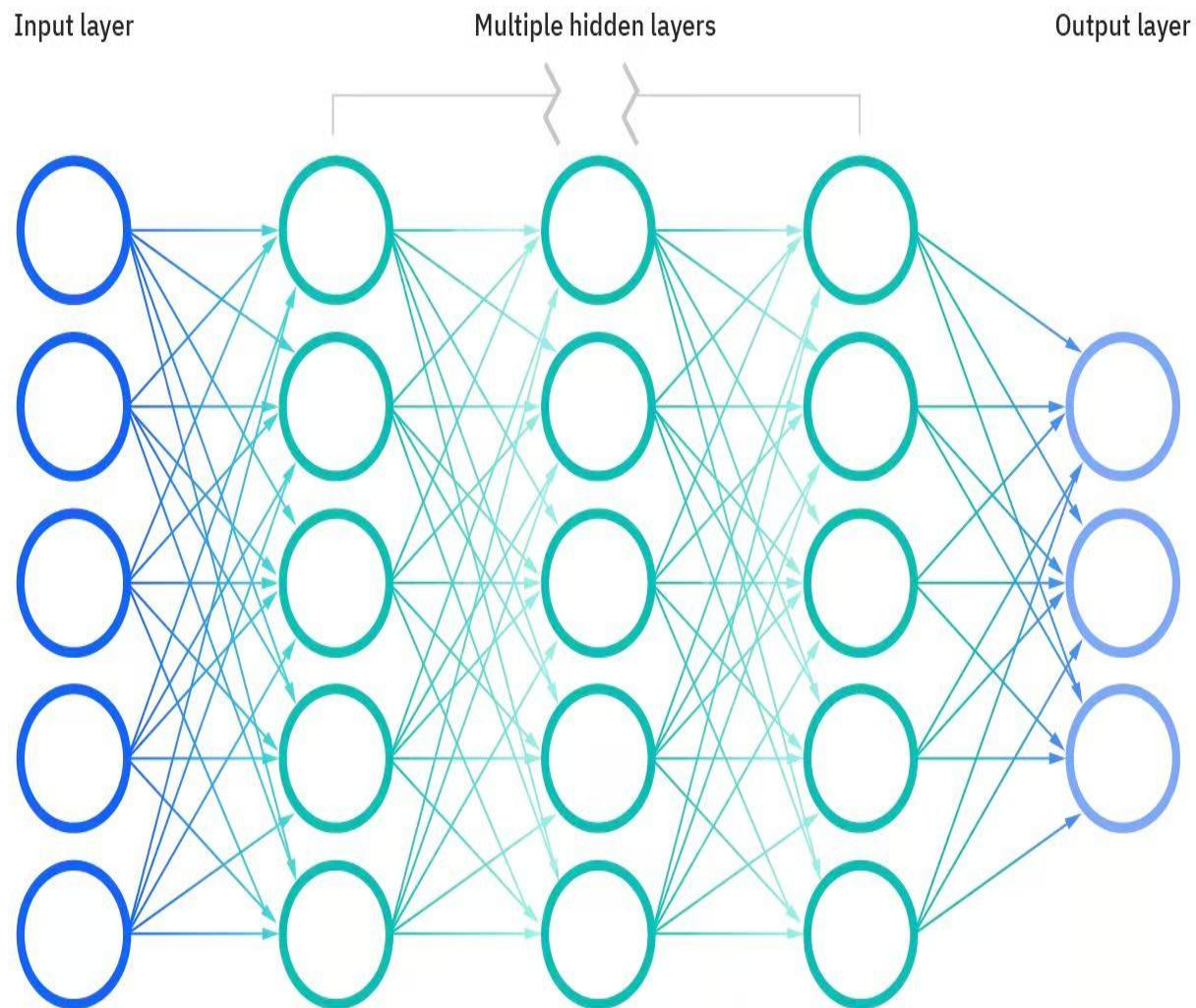
ללא מעקב שיפועים.

```
model.eval() # Evaluation Mode On!
with torch.no_grad():
    predictions = torch.sigmoid(model(X_test_tensor))
    predicted = (predictions > 0.5).float()
    accuracy = (predicted.eq(y_test_tensor).float()).mean()
    print(f"Accuracy: {accuracy.item()}")
```

Loss Function	Use Case	PyTorch
BCELoss	Binary	nn.BCELoss
BCEWithLogitsLoss	Binary	nn.BCEWithLogitsLoss
CrossEntropyLoss	Multi-class	nn.CrossEntropyLoss
MAELoss or L1Loss	Regression	nn.L1Loss
MSELoss or L2Loss	Regression	nn.MSELoss

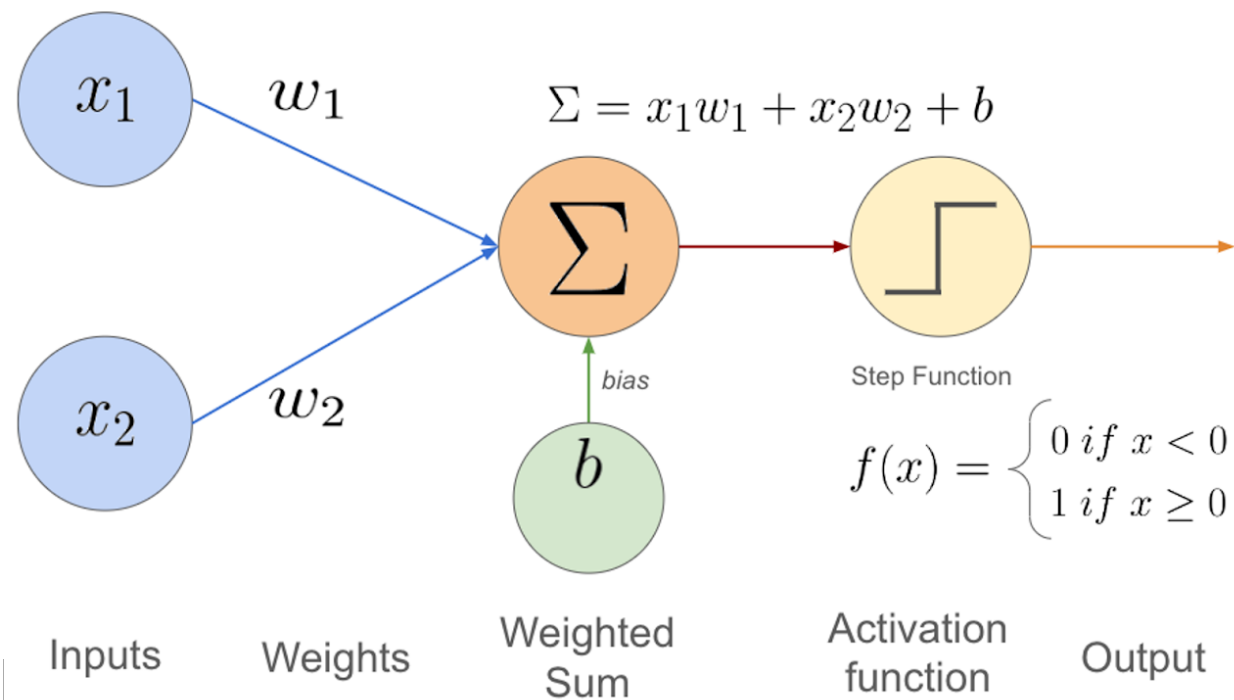
חיסרון	יתרון	PyTorch	Optimizer
עלול להיות איטי ומתקשה למצוא מינימום גלובלי בבעיות מורכבות	פשוט ומייצב למידה	optim.SGD	SGD
עלול להתכנס מהר מדי לפתרון מקומי ולא להגיע לאופטימום גלובלי	יעיל ברשתות עמוקות, מתמודד טוב עם נתונים משתנים ולא יציבים	optim.Adam	Adam
קצב הלמידה קטן מדי לאורך הזמן, מה שגורם לעצירת למידה	מתאים לבעיות עם תכונות נדירות (sparse features)	optim.Adagrad	AdaGrad
רגיש לכוונון של הפרמטרים (למשל גודל המומנטום)	משפר את קצב הלמידה על ידי שמירה על מומנטום מהעבר	optim.SGD (with momentum)	Momentum

Deep neural network

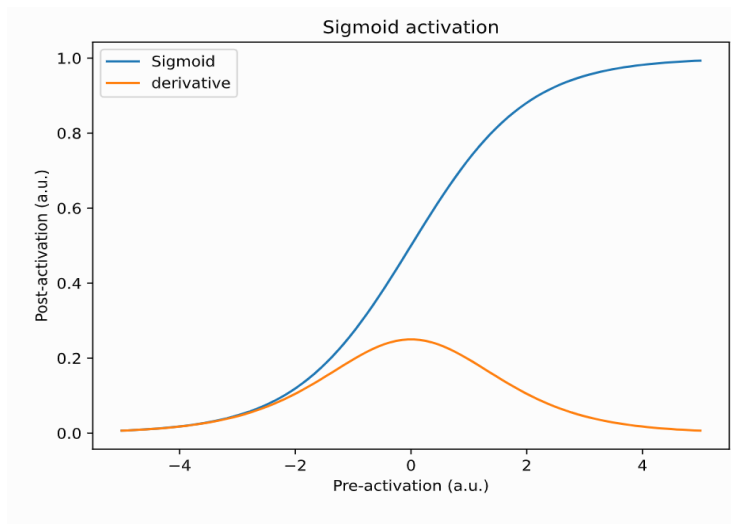


בכל פרספטרון יחיד מחושבים המשקלים וההטיה ואז פונקציית האקטיבציה היא זו שעל פיה יוחלט : אם, ומה ירה הפרספטרון

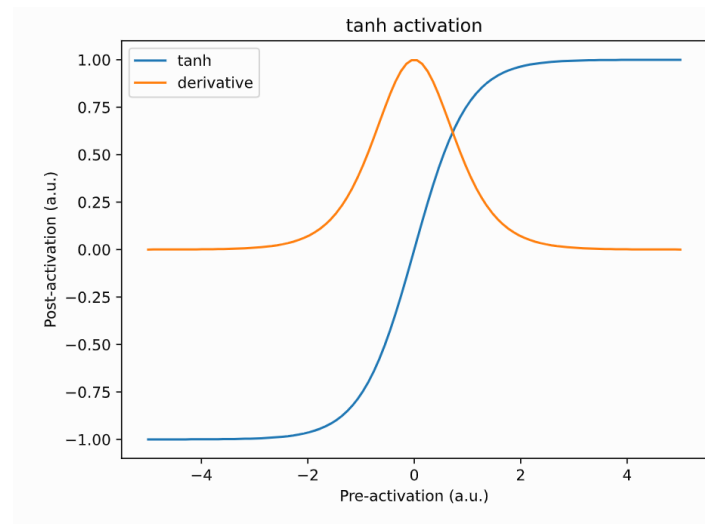
ברשת של נוירונים פונקציית האקטיבציה עובדת על כל הנוירונים בשכבה.



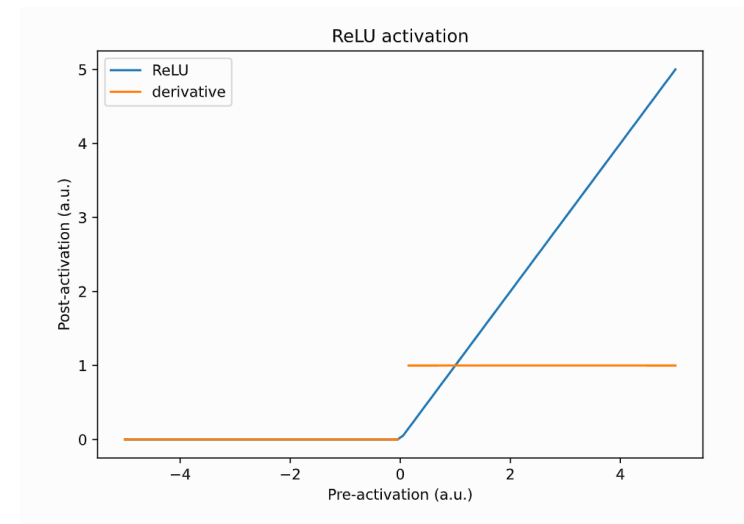
Sigmoid Function



Hyperbolic Tangent



Rectified Linear Unit (Relu)



$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

$$f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}$$

$$f(x) = \max(0, x)$$

- אין פתרון "אחד שמתאים לכולם". התאמת פונקציות אקטיבציה, פונקציות הפסד ואופטימיזרים תלויה בבעיה הספציפית.
- שימו לב לבחירת הפונקציות בהתבסס על המבנה והדרישות של הנתונים.
- המשיכו להתנסות ולבחון תוצאות עם נתונים שונים כדי להבין כיצד אקטיבציות ואופטימיזרים משפיעים על התוצאה הסופית.

