

# Ứng dụng Trí tuệ nhân tạo trong Nuôi trồng thủy sản

NGUYỄN HẢI TRIỀU<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Bộ môn Kỹ thuật phần mềm,  
Khoa Công nghệ thông tin, Trường ĐH Nha Trang

NhaTrang, September 2024

- 1 Intro to ML and DL
- 2 The First Machine Learning Classifier
- 3 PyTorch
- 4 Improving Code Efficiency with Linear Algebra
  - Dot Products
  - Matrix Multiplication: Multiple Training Examples
  - Broadcasting

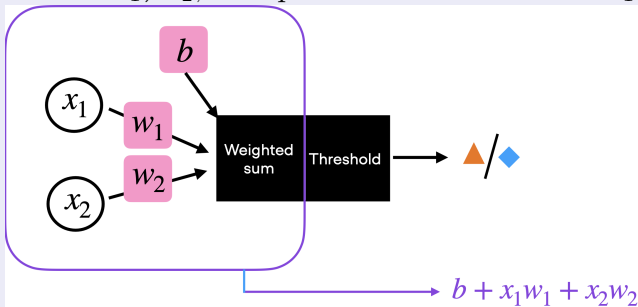
- 1 Intro to ML and DL
- 2 The First Machine Learning Classifier
- 3 PyTorch
- 4 Improving Code Efficiency with Linear Algebra
  - Dot Products
  - Matrix Multiplication: Multiple Training Examples
  - Broadcasting

- 1 Intro to ML and DL
- 2 The First Machine Learning Classifier
- 3 PyTorch
- 4 Improving Code Efficiency with Linear Algebra
  - Dot Products
  - Matrix Multiplication: Multiple Training Examples
  - Broadcasting

- 1 Intro to ML and DL
- 2 The First Machine Learning Classifier
- 3 PyTorch
- 4 Improving Code Efficiency with Linear Algebra
  - Dot Products
  - Matrix Multiplication: Multiple Training Examples
  - Broadcasting

# From For-Loops to Dot Products

Nhắc lại thuật toán Perceptron: **1 training example with 2 features values**  $x_1, x_2$ ; Computation block:  $z = b + x_1w_1 + x_2w_2$



Đưa về dạng tổng quát cho trường hợp có  $m$  đặc trưng:

$$z = b + \sum_{j=1}^m x_j w_j.$$

Code Python sử dụng vòng lặp cho ví dụ Perceptron có 1 training example và 2 đặc trưng.

```
1  b = 0.0
2  x = [1.2, 2.2]
3  w = [3.3, 4.3]
4  output = b
5  for xj, wj in zip(x,w):
6      output += xj*wj
7  print(output)
8  # -> 13.42
```

## Dot Product Between 2 Vectors

Bên cạnh việc sử dụng vòng lặp cho bài toán trên, chúng ta có thể sử dụng tính chất của đại số tuyến tính: phép tính Dot Product của 2 vector  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{w}$

$$z = b + \mathbf{x}^T \mathbf{w},$$

Trong đó,

$$\mathbf{x}^T = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_m]$$



## Dot Product Between 2 Vectors

Chúng ta có thể dùng *.dot()* trong PyTorch như sau:

```
1 import torch
2 b = torch.tensor([0.])
3 x = torch.tensor([1.2, 2.2])
4 w = torch.tensor([3.3, 4.3])
5 output = b + x.dot(w)
6 print(output)
7 # -> tensor([13.4200])
```

Rõ ràng sử dụng Dot Product theo như đại số tuyến tính sẽ làm code đơn giản, dễ hiểu hơn viết vòng lặp

Sử dụng toán tử .dot()

```
1 import torch
2 b = torch.tensor([0.])
3 x = torch.tensor([1.2, 2.2])
4 w = torch.tensor([3.3, 4.3])
5 output = b + x.dot(w)
6 print(output)
```

✓ 0.0s

Python

tensor([13.4200])

for-loop for 1 training example 2 feature

```
1 b = 0.0
2 x = [1.2, 2.2]
3 w = [3.3, 4.3]
4 output = b
5 for xj, wj in zip(x,w):
6     output += xj*wj
7 print(output)
```

[1] ✓ 0.0s

Pyth

... 13.42

Câu hỏi đặt ra: sử dụng Dot Product có giúp chương trình hiệu quả, chạy nhanh hơn không? *Hãy tiến hành Benchmark để xem kết quả.*

# Benchmark

Chúng ta sẽ tiến hành so sánh thời gian thực thi code Perceptron với 1 training example và 10.000 features bằng vòng lặp và Dot Product

## Benchmarking the Plain Python Approach

```
1 import random
2 random.seed(123) # đảm bảo kết quả ngẫu nhiên
   trùng giữa các lần chạy trên máy local
3 def plain_python(x, w, b):
4     output = b
5     for xj, wj in zip(x,w):
6         output += xj*wj
7     return output
8
9 n_features = 10000
10 b = 0.0
11 x = [random.random() for _ in range(n_features)]
12 w = [random.random() for _ in range(n_features)]
13 %timeit plain_python(x, w, b)
```

✓ 2.2s

Python

279 µs ± 10.2 µs per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 1,000 loops each)

## Benchmarking the Dot Product

```
1 import torch
2 import random
3 def pytorch_dot(x, w, b):
4     return b + x.dot(w)
5 random.seed(123)
6 b = torch.tensor([0.0])
7 x = torch.tensor([random.random() for _ in
   range(n_features)])
8 w = torch.tensor([random.random() for _ in
   range(n_features)])
9 %timeit pytorch_dot(x, w, b)
```

[6] ✓ 2.5s

Python

... 3.08 µs ± 23.8 ns per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 10,000 loops each)

Dựa vào kết quả benchmark: sử dụng Dot Product giúp chương trình hiệu quả, chạy **nhANH hơn vòng lặp khoảng 90 lần** cho 1 training example có 10.000 đặc trưng.

## Dealing with Multiple Training Examples via Matrix Multiplication

Trong trường hợp có  $n$  training example, chúng ta sử dụng chỉ số  $i$  đại diện cho training example thứ  $i$  và sử dụng *cùng 1 vector trọng số cho tất cả các training example*:

$$z^i = b + \sum_{j=1}^m x_j^i w_j.$$

$$z^1 = b + \sum_{j=1}^m x_j^1 w_j$$

$$z^2 = b + \sum_{j=1}^m x_j^2 w_j$$

.....

$$z^n = b + \sum_{j=1}^m x_j^n w_j$$

Viết lại dưới dạng Dot product

$$z^1 = b + \mathbf{x}^1 \mathbf{w}$$

$$z^2 = b + \mathbf{x}^2 \mathbf{w}$$

.....

$$z^n = b + \mathbf{x}^n \mathbf{w}$$

Tổng quát:  $\mathbf{z} = b + \mathbf{X}\mathbf{w}$ , trong đó,

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}^1 \\ \mathbf{x}^2 \\ \dots \\ \mathbf{x}^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_m^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_m^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^n & x_2^n & \dots & x_m^n \end{bmatrix}, \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_m \end{bmatrix}.$$

## Matrix Multiplication

Từ công thức tổng quát, chúng ta thực hiện nhân ma trận

Dot product

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_m \end{bmatrix} \quad \mathbf{Xw} = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} \\ \phantom{0} \\ \phantom{0} \\ \phantom{0} \end{bmatrix}$$

$n$  training examples

1 weight vector

Result

## Matrix Multiplication

Từ công thức tổng quát, chúng ta thực hiện nhân ma trận

Dot product

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_m \end{bmatrix} \quad \mathbf{Xw} = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} \\ \boxed{\phantom{0}} \\ \vdots \\ \boxed{\phantom{0}} \end{bmatrix}$$

$n$  training examples

1 weight vector

Result

## Matrix Multiplication

Từ công thức tổng quát, chúng ta thực hiện nhân ma trận

Dot product

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_m \end{bmatrix} \quad \mathbf{Xw} = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} \\ \boxed{\phantom{0}} \\ \vdots \\ \boxed{\phantom{0}} \end{bmatrix}$$

$n$  training examples
1 weight vector
Result



So sánh giữa code Python thuần túy và sử dụng nhân ma trận của PyTorch:

Multiplying a matrix and a vector in plain Python

```

1 b = 0.0
2 X = [[1.2, 2.2],
3      [4.4, 5.5]]
4 w = [3.3, 4.3]
5 output = []
6 for x in X:
7     sum = b
8     for xj, wj in zip(x, w):
9         sum += xj * wj
10    output.append(sum)
11 print(output)

```

✓ 0.0s

Python

[13.42, 38.17]

Multiplying a matrix and a vector in PyTorch

```

1 import torch
2 b = torch.tensor([0.])
3 X = torch.tensor([[1.2, 2.2],
4                   [4.4, 5.5]])
5 w = torch.tensor([3.3, 4.3])
6 output = b + torch.matmul(X, w)
7 print(output)
8
9
10
11

```

[2]

✓ 1.5s

Python

... tensor([13.4200, 38.1700])

## Benchmarking the Plain Python implementation

```

1 import random
2 random.seed(123)
3
4 def plain_python(X, w, b):
5     output = []
6     for x in X:
7         sum = b
8         for xj, wj in zip(x,w):
9             sum += xj*wj
10        output.append(sum)
11    return output
12
13 n_features = 10000
14 n_examples = 10000
15 X = [[random.random() for _ in range(n_features)]
16       for i in range(n_examples)]
17 b = 0.0
18 w = [random.random() for _ in range(n_features)]
19 %timeit plain_python(X, w, b)

```

✓ 41.2s

Python

4.35 s ± 64.1 ms per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 1

## Benchmarking the PyTorch implementation

```

1 import torch
2 import random
3
4 def pytorch_implementation(X, w, b):
5     return b + torch.matmul(X,w)
6
7 random.seed(123)
8 n_features = 10000
9 n_examples = 10000
10 b = torch.tensor([0.0])
11 X = torch.tensor([[random.random() for _ in
12                    range(n_features)] for i in range(n_examples)])
13 w = torch.tensor([random.random() for _ in
14                   range(n_features)])
15 %timeit pytorch_implementation(X, w, b)
16
17

```

[2]

✓ 25.1s

Python

... 12.2 ms ± 18.4 µs per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 1

Dựa vào thực nghiệm ta thấy, sử dụng nhân ma trận của PyTorch nhanh hơn code Python thuần túy khoảng 357 lần.

Trong trường hợp trọng số là một ma trận có  $h$  vector (feature weights), mỗi vector tương ứng với một training example, ta có biểu diễn dưới dạng ma trận như sau

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_m^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_m^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^n & x_2^n & \dots & x_m^n \end{bmatrix}, \mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1^1 & w_2^1 & \dots & w_m^1 \\ w_1^2 & w_2^2 & \dots & w_m^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_1^h & w_2^h & \dots & w_m^h \end{bmatrix},$$

*Requirement: Number of columns of  $\mathbf{X}$  and rows of  $\mathbf{W}$  have to match.* Vì vậy, chúng ta cần phải chuyển vị ma trận trọng số để khớp số chiều.

## Matrix Multiplication with Weight Matrix

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_m^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_m^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^n & x_2^n & \dots & x_m^n \end{bmatrix}, \mathbf{W}^T = \begin{bmatrix} w_1^1 & w_1^2 & \dots & w_1^h \\ w_2^1 & w_2^2 & \dots & w_2^h \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_m^1 & w_m^2 & \dots & w_m^h \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{W}^T = \begin{bmatrix} w_1^{(1)} & w_1^{(2)} & \dots & w_1^{(h)} \\ w_2^{(1)} & w_2^{(2)} & \dots & w_2^{(h)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_m^{(1)} & w_m^{(2)} & \dots & w_m^{(h)} \end{bmatrix} \quad \mathbf{XW}^T = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} & & & \\ & & & \\ & & & \\ & & & \end{bmatrix}$$

## Matrix Multiplication with Weight Matrix

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{W}^T = \begin{bmatrix} w_1^{(1)} & w_1^{(2)} & \dots & w_1^{(h)} \\ w_2^{(1)} & w_2^{(2)} & \dots & w_2^{(h)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_m^{(1)} & w_m^{(2)} & \dots & w_m^{(h)} \end{bmatrix} \quad \mathbf{XW}^T = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} \\ \boxed{\phantom{0}} \\ \vdots \\ \boxed{\phantom{0}} \end{bmatrix}$$

## Matrix Multiplication with Weight Matrix

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{W}^T = \begin{bmatrix} w_1^{(1)} & w_1^{(2)} & \dots & w_1^{(h)} \\ w_2^{(1)} & w_2^{(2)} & \dots & w_2^{(h)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_m^{(1)} & w_m^{(2)} & \dots & w_m^{(h)} \end{bmatrix} \quad \mathbf{XW}^T = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} \\ \boxed{\phantom{0}} \\ \vdots \\ \boxed{\phantom{0}} \end{bmatrix}$$

## Matrix Multiplication with Weight Matrix

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{W}^T = \begin{bmatrix} w_1^{(1)} & w_1^{(2)} & \dots & w_1^{(h)} \\ w_2^{(1)} & w_2^{(2)} & \dots & w_2^{(h)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_m^{(1)} & w_m^{(2)} & \dots & w_m^{(h)} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{XW}^T = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \\ \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \\ \vdots & \vdots \\ \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \end{bmatrix}$$

## Matrix Multiplication with Weight Matrix

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{W}^T = \begin{bmatrix} w_1^{(1)} & w_1^{(2)} & \dots & w_1^{(h)} \\ w_2^{(1)} & w_2^{(2)} & \dots & w_2^{(h)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_m^{(1)} & w_m^{(2)} & \dots & w_m^{(h)} \end{bmatrix} \quad \mathbf{XW}^T = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \\ \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \\ \vdots & \vdots \\ \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \end{bmatrix}$$

Diagram illustrating matrix multiplication between input matrix  $\mathbf{X}$  and weight matrix  $\mathbf{W}^T$  to produce the output matrix  $\mathbf{XW}^T$ . The input matrix  $\mathbf{X}$  has dimensions  $n \times m$ , and the weight matrix  $\mathbf{W}^T$  has dimensions  $m \times h$ . The output matrix  $\mathbf{XW}^T$  has dimensions  $n \times h$ . The diagram shows the dot product of the first row of  $\mathbf{X}$  and the second column of  $\mathbf{W}^T$  (highlighted in blue) to calculate the element in the first row and second column of the output matrix (highlighted in blue). A curved arrow connects the first row of  $\mathbf{X}$  to the first row of the output matrix, and another curved arrow connects the second column of  $\mathbf{W}^T$  to the second column of the output matrix.



## Matrix Multiplication with Weight Matrix

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{W}^T = \begin{bmatrix} w_1^{(1)} & w_1^{(2)} & \dots & w_1^{(h)} \\ w_2^{(1)} & w_2^{(2)} & \dots & w_2^{(h)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_m^{(1)} & w_m^{(2)} & \dots & w_m^{(h)} \end{bmatrix} \quad \mathbf{XW}^T = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \\ \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \\ \vdots & \vdots \\ \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} \end{bmatrix}$$

## Matrix Multiplication with Weight Matrix

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_m^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_m^{[2]} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_m^{[n]} \end{bmatrix} \quad \mathbf{W}^T = \begin{bmatrix} w_1^{(1)} & w_1^{(2)} & \dots & w_1^{(h)} \\ w_2^{(1)} & w_2^{(2)} & \dots & w_2^{(h)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_m^{(1)} & w_m^{(2)} & \dots & w_m^{(h)} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{XW}^T = \begin{bmatrix} \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} & \dots & \boxed{\phantom{0}} \\ \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} & \dots & \boxed{\phantom{0}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \boxed{\phantom{0}} & \boxed{\phantom{0}} & \dots & \boxed{\phantom{0}} \end{bmatrix}$$

# Computations with Unequal Tensor Shapes

Trong PyTorch, ta có thể sử dụng Broadcasting trên các Tensor không cùng kích thước. Ví dụ một vector cộng với một số vô hướng (trong toán học không thể thực hiện được)

$$\begin{bmatrix} 1.1 & 2.1 & 3.1 & 4.1 \end{bmatrix} + 5.6$$

Nhưng PyTorch cho phép thực hiện bằng cách *ngâm bổ sung* cho vô hướng thành một vector có cùng kích thước

$$\begin{bmatrix} 1.1 & 2.1 & 3.1 & 4.1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.6 & 5.6 & 5.6 & 5.6 \end{bmatrix}$$

Kết quả thu được

$$\begin{bmatrix} 1.1 & 2.1 & 3.1 & 4.1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.6 & 5.6 & 5.6 & 5.6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6.7 & 7.7 & 8.7 & 9.7 \end{bmatrix}$$

# Computations with Unequal Tensor Shapes

Ví dụ:

$$\begin{bmatrix} 1.1 & 2.1 & 3.1 & 4.1 \\ 1.2 & 2.2 & 3.2 & 4.2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.4 & 5.5 & 5.6 & 5.7 \end{bmatrix}$$

PyTorch ngầm bổ sung chiều:

$$\begin{bmatrix} 1.1 & 2.1 & 3.1 & 4.1 \\ 1.2 & 2.2 & 3.2 & 4.2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.4 & 5.5 & 5.6 & 5.7 \\ 5.4 & 5.5 & 5.6 & 5.7 \end{bmatrix}$$

Kết quả thu được

$$\begin{bmatrix} 1.1 & 2.1 & 3.1 & 4.1 \\ 1.2 & 2.2 & 3.2 & 4.2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 5.4 & 5.5 & 5.6 & 5.7 \\ 5.4 & 5.5 & 5.6 & 5.7 \end{bmatrix}$$

# Computations with Unequal Tensor Shapes

## Ví dụ code cho Broadcasting

```
1 a = torch.tensor([1.,2.,3.,4.])  
2 b = torch.tensor(1.)  
3 a+b  
4 # -> tensor([2., 3., 4., 5.] )
```

# Tài liệu tham khảo



Sebastian Raschka, Yuxi (Hayden) Liu, Vahid Mirjalili  
Machine Learning with PyTorch and Scikit-Learn: Develop  
machine learning and deep learning models with Python  
(2022). Published by Packt Publishing Ltd, ISBN  
978-1-80181-931-2.



Sebastian Raschka  
MACHINE LEARNING Q AND AI: 30 Essential Questions  
and Answers on Machine Learning and AI (2024). ISBN-13:  
978-1-7185-0377-9 (ebook).



LightningAI  
LightningAI: PyTorch Lightning (2024) .