

4주차(2/3)

# 퍼셉트론 알고리즘

파이썬으로 배우는 기계학습

한동대학교  
김영섭 교수

# 퍼셉트론 알고리즘

---

- 학습 목표
  - 퍼셉트론 알고리즘을 이해한다.
- 학습 내용
  - 퍼셉트론 알고리즘
  - 퍼셉트론 가중치 계산
  - 퍼셉트론 학습 전체 과정
  - 퍼셉트론 알고리즘의 한계
  - 퍼셉트론 예제

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 목적

---

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$ 구하기

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 알고리즘

---

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$ 구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수( $0 \sim 1$ )로 초기화

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 알고리즘

---

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$ 구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(**0 ~ 1**)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 알고리즘

---

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$  구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(**0 ~ 1**)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 알고리즘

---

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$ 구하기
- 표기법:
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(**0 ~ 1**)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 표기법

---

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$ 구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(**0 ~ 1**)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$
- 표기법:
  - $x^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료



# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 표기법

---

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$ 구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(**0 ~ 1**)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$
- 표기법:
  - $x^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료
  - $x_j^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료의 j번째 특성

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 표기법

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$  구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수( $0 \sim 1$ )로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$
- 표기법:
  - $x^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료
  - $x_j^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료의 j번째 특성
  - $\hat{y}$   
퍼셉트론의 출력(읽기: **y hat**), 예측값
  - $y$   
클래스 레이블, 실제값

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 표기법

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$ 구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수( $0 \sim 1$ )로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$
- 표기법:
  - $x^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료
  - $x_j^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료의 j번째 특성
  - $\hat{y}$   
퍼셉트론의 출력(읽기: **y hat**), 예측값
  - $y$   
클래스 레이블, 실제값


# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 표기법

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$  구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(0 ~ 1)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$
- 표기법:
  - $x^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료
  - $x_j^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료의 j번째 특성
  - $\hat{y}$   
퍼셉트론의 출력(읽기: **y hat**), 예측값
  - $y$   
클래스 레이블, 실제값
  - $w_j$   
j번째 특성에 대한 가중치

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 표기법

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$  구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수( $0 \sim 1$ )로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$
- 표기법:
  - $x^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료
  - $x_j^{(i)}$   
(i)번째 입력된 학습자료의 j번째 특성
  - $\hat{y}$   
퍼셉트론의 출력(읽기: **y hat**), 예측값
  - $y$   
클래스 레이블, 실제값
  - $w_j$   
j번째 특성에 대한 가중치
  - $\Delta w_j$   
델타(미세한) 가중치 조정값

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 가중치 계산법

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$  구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(0 ~ 1)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$  
- 가중치 조정값 계산법

# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 가중치 계산법

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$  구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(**0 ~ 1**)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$

- 가중치 조정값 계산법

$$\Delta w_j = \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_j^{(i)} \quad (1)$$

- $\eta$  (**eta**, 에타) 학습률은 **0 ~ 1** 값
- $j$  특성의 수 + **1** (편향)

$$\begin{aligned}\Delta w_0 &= \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}) \\ \Delta w_1 &= \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_1^{(i)} \\ \Delta w_2 &= \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_2^{(i)}\end{aligned}$$

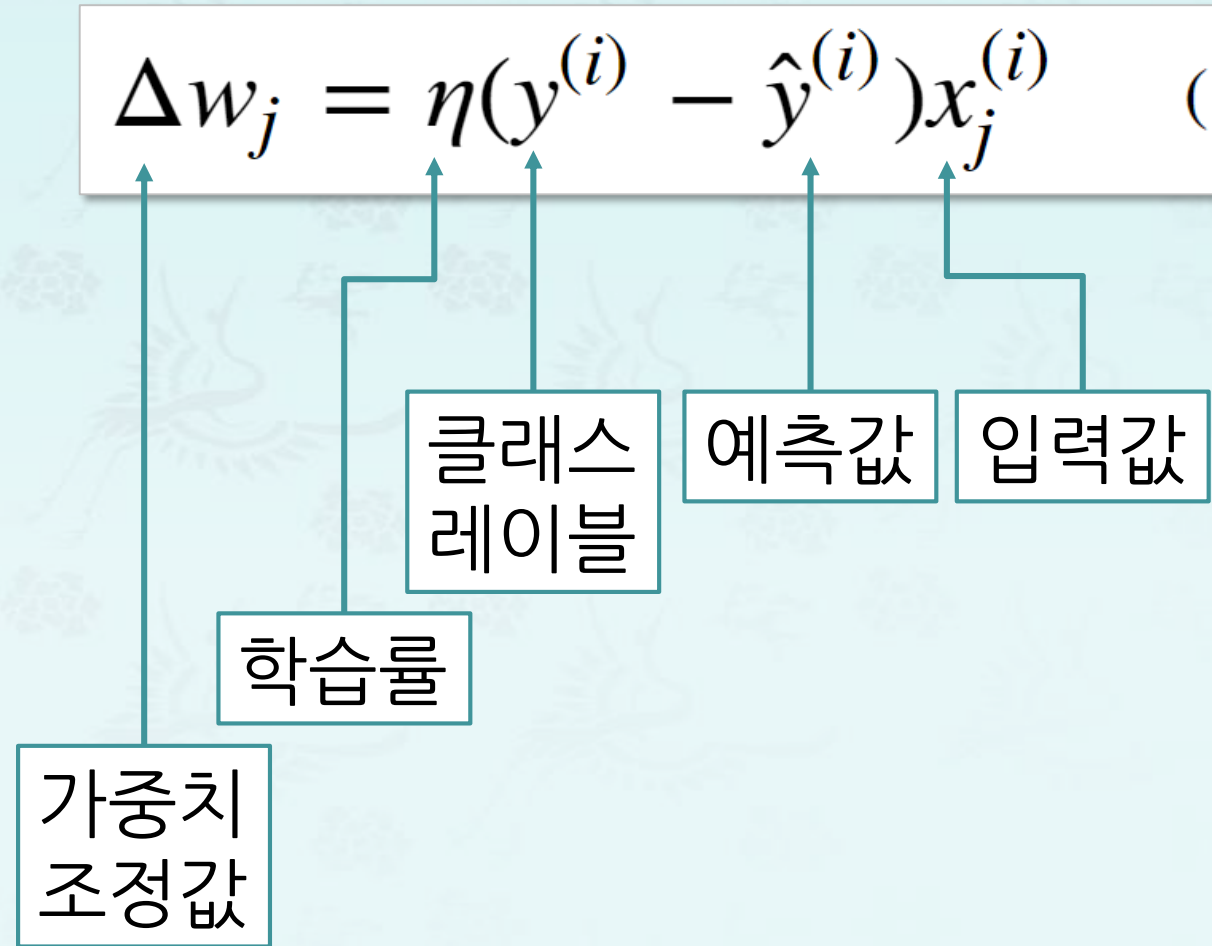


# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 가중치 계산법

- 목적:
  - 입력  $\mathbf{x}$ 를 분류하는 가중치  $\mathbf{w}$  구하기
- 알고리즘:
  - 가중치를 작은 난수(0 ~ 1)로 초기화
  - 각 학습자료  $x^{(i)}$ 에 대해
    - 출력  $\hat{y}$  계산,  $\hat{y} = h(w^T x)$
    - 가중치  $w_j$  조정,  $w_j := w_j + \Delta w_j$

- 가중치 조정값 계산법

$$\Delta w_j = \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_j^{(i)} \quad (1)$$





# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 가중치 계산법

- (1) 식의 테스트:
  - 양극성 계단함수(활성화함수)는 -1 혹은 1 반환

- **Case 1:  $\hat{y} = y$**

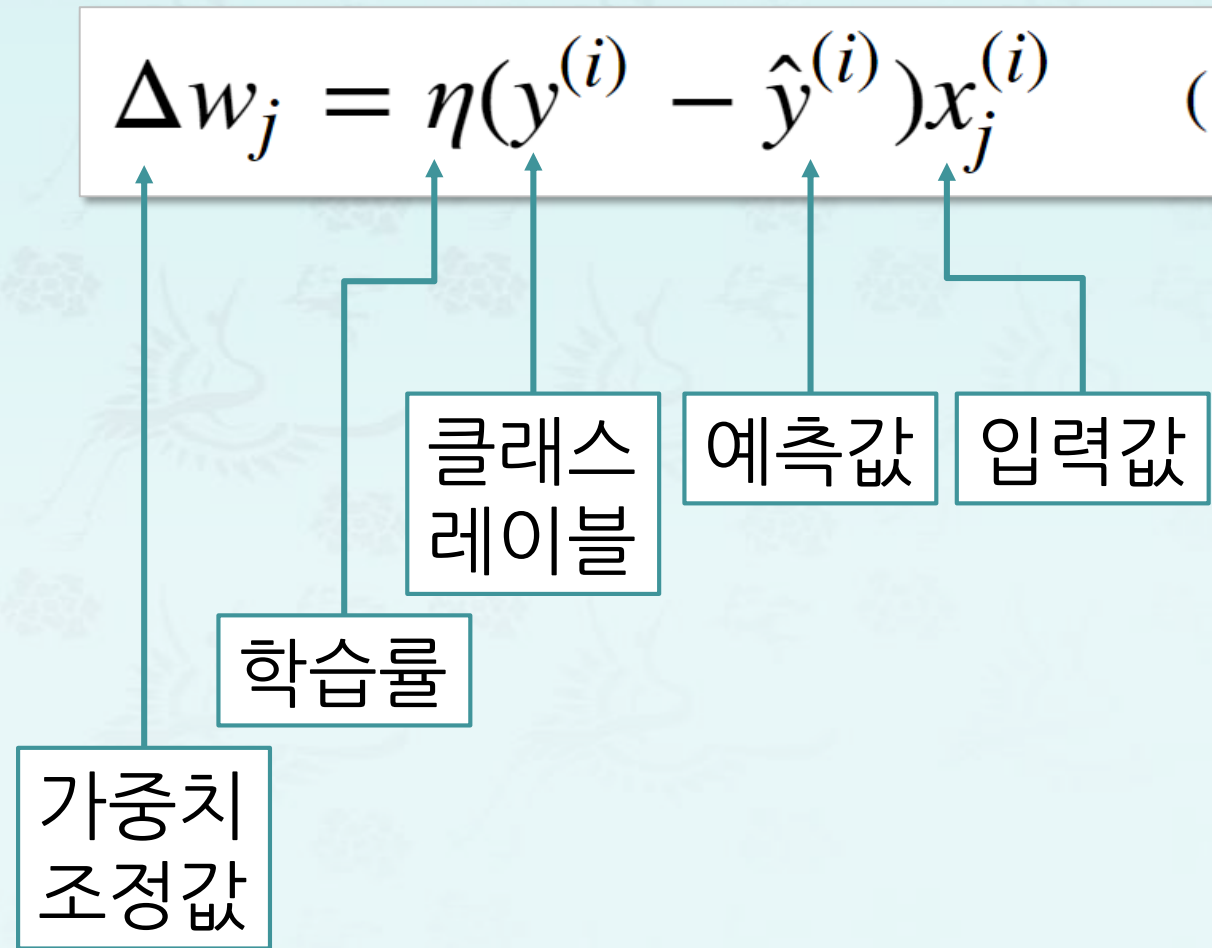
- $\Delta w_j =$

- **Case 2:  $\hat{y} \neq y$**

- $\Delta w_j =$

- 가중치 조정값 계산법

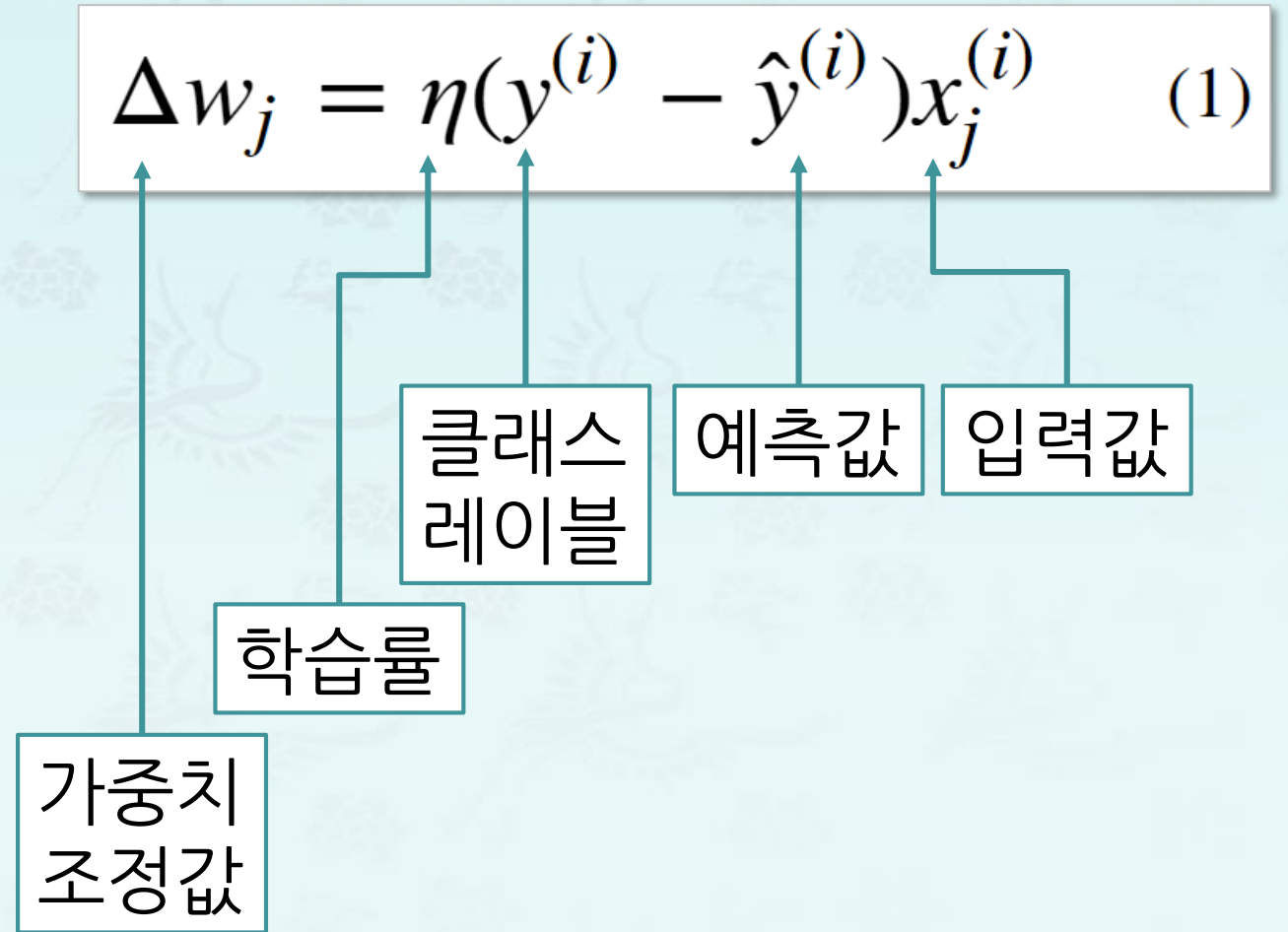
$$\Delta w_j = \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_j^{(i)} \quad (1)$$



# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 가중치 계산법

- (1) 식의 테스트:
  - 양극성 계단함수(활성화함수)는 -1 혹은 1 반환
- **Case 1:  $\hat{y} = y$** 
  - $\Delta w_j = 0$
  - 가중치 변화없음
- **Case 2:  $\hat{y} \neq y$** 
  - $\Delta w_j =$

- 가중치 조정값 계산법



# 1. 퍼셉트론 알고리즘: 가중치 계산법

- (1) 식의 테스트:
  - 양극성 계단함수(활성화함수)는 -1 혹은 1 반환

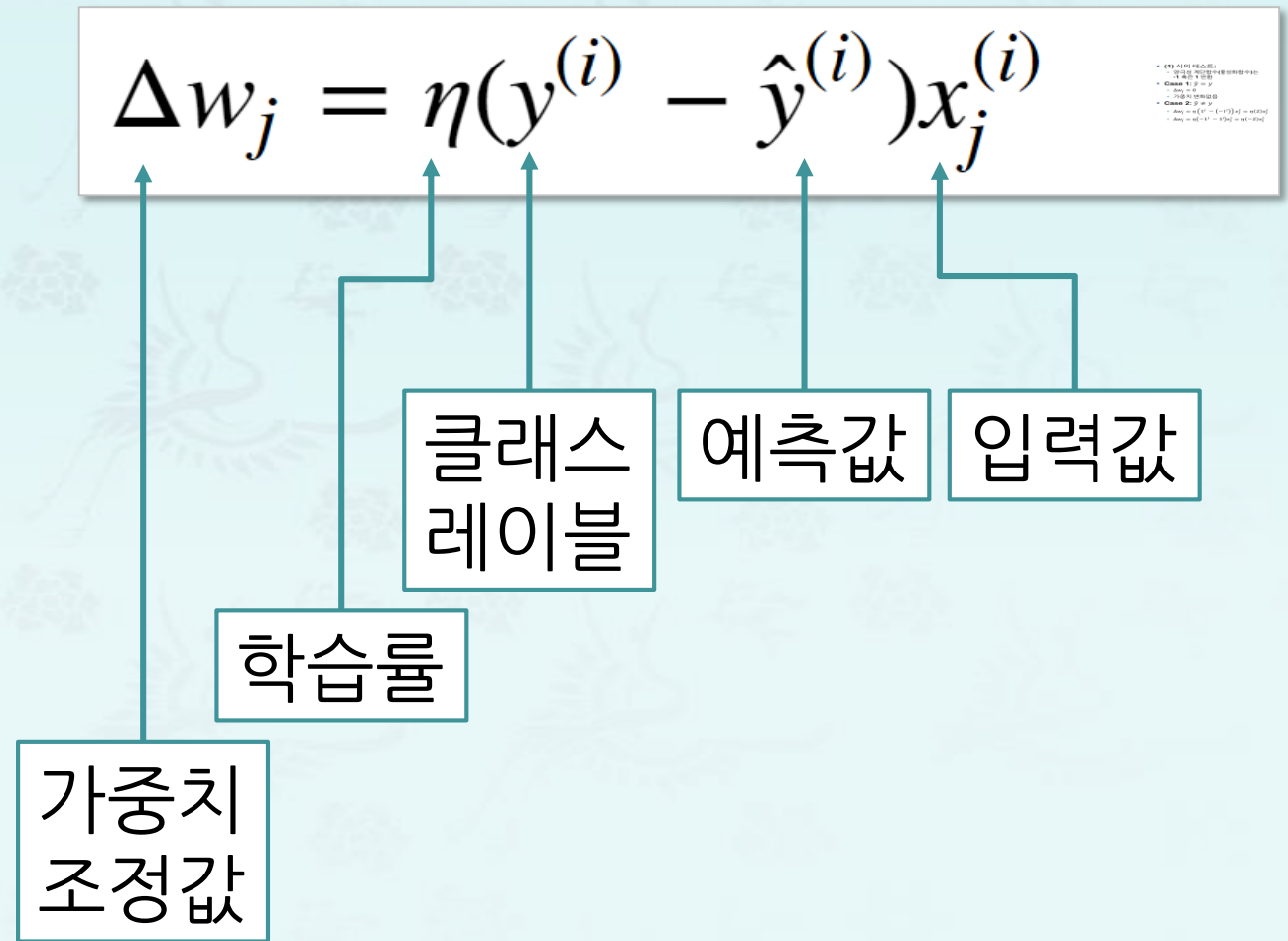
- **Case 1:**  $\hat{y} = y$

- $\Delta w_j = 0$
- 가중치 변화없음

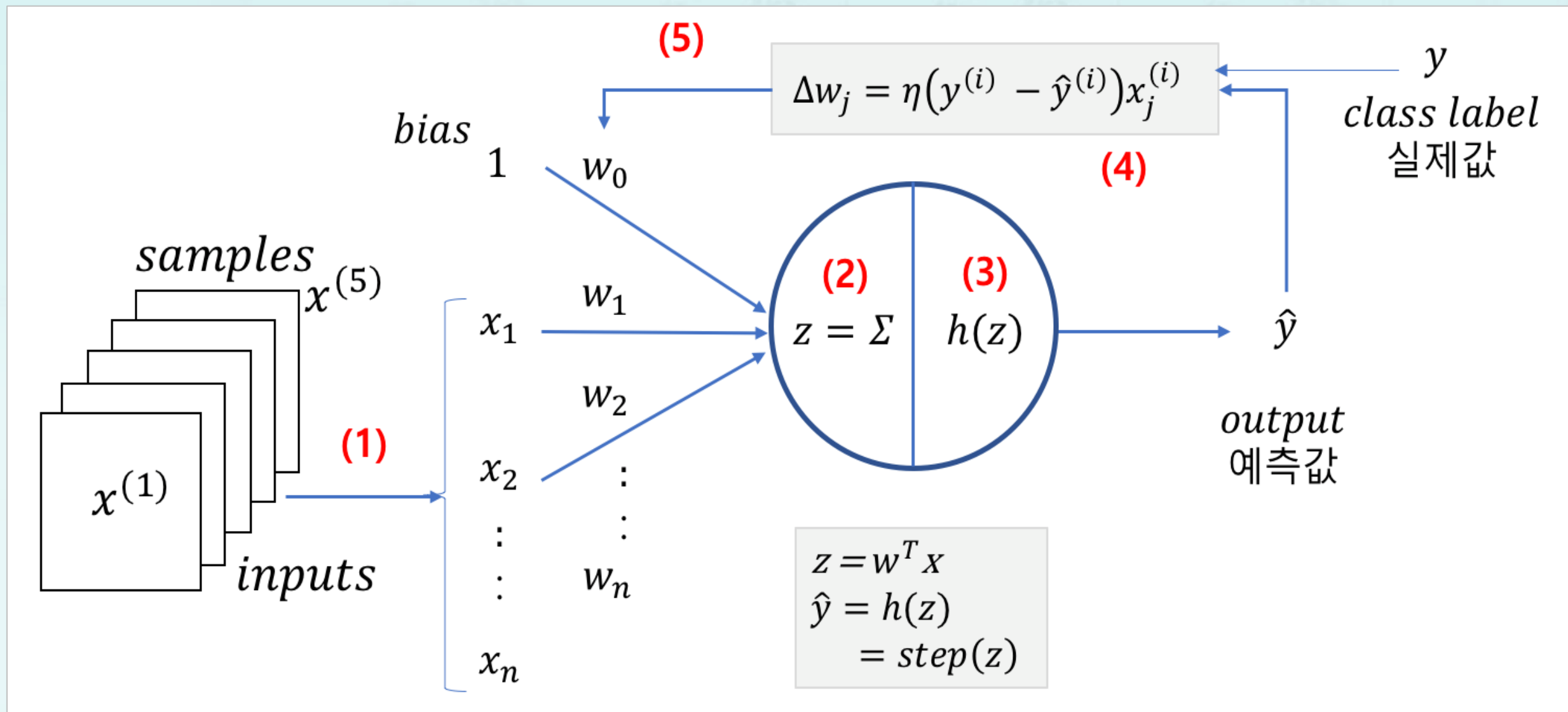
- **Case 2:**  $\hat{y} \neq y$

- $\Delta w_j = \eta(1^i - (-1^i))x_j^i = \eta(2)x_j^i$
- $\Delta w_j = \eta(-1^i - 1^i)x_j^i = \eta(-2)x_j^i$

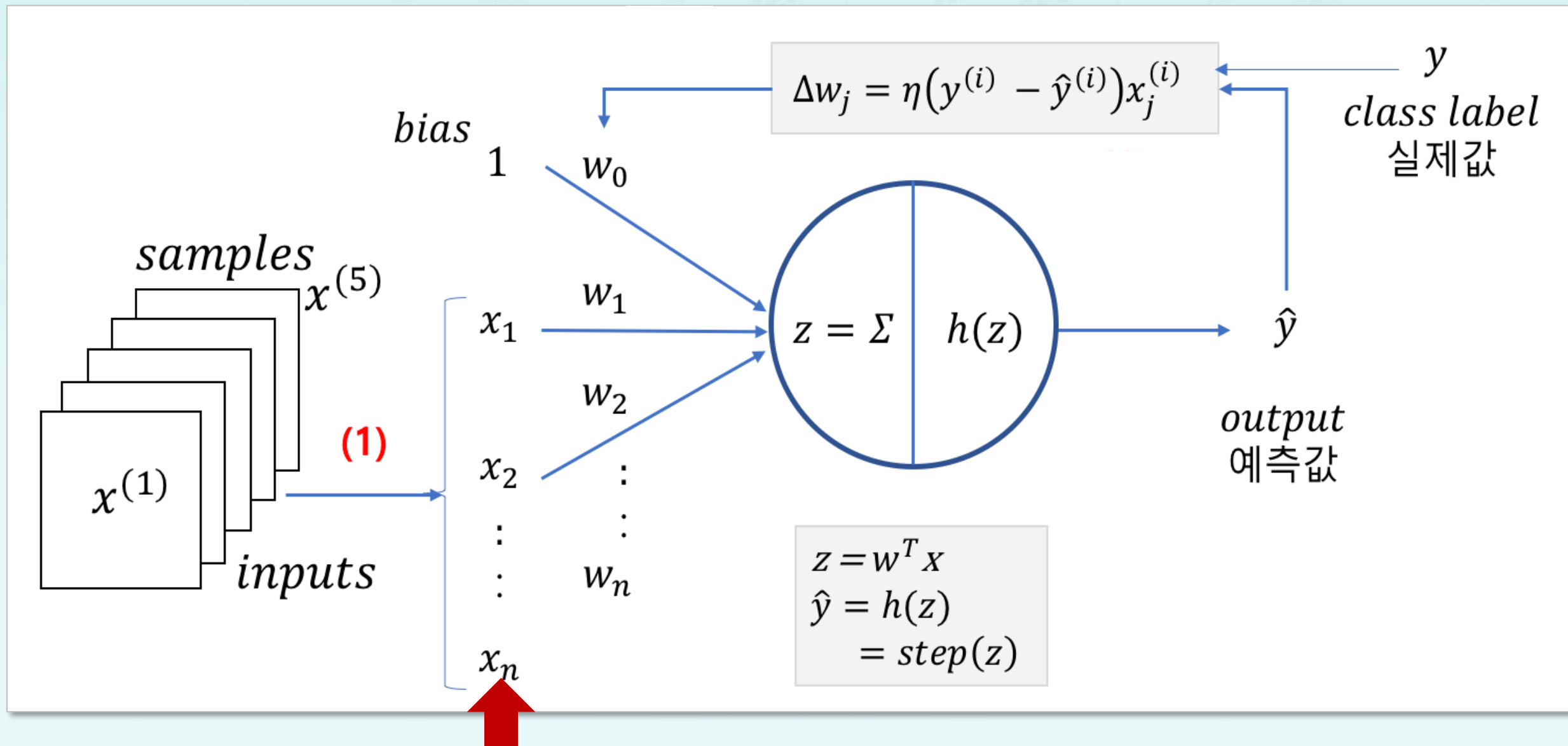
- 가중치 조정값 계산법



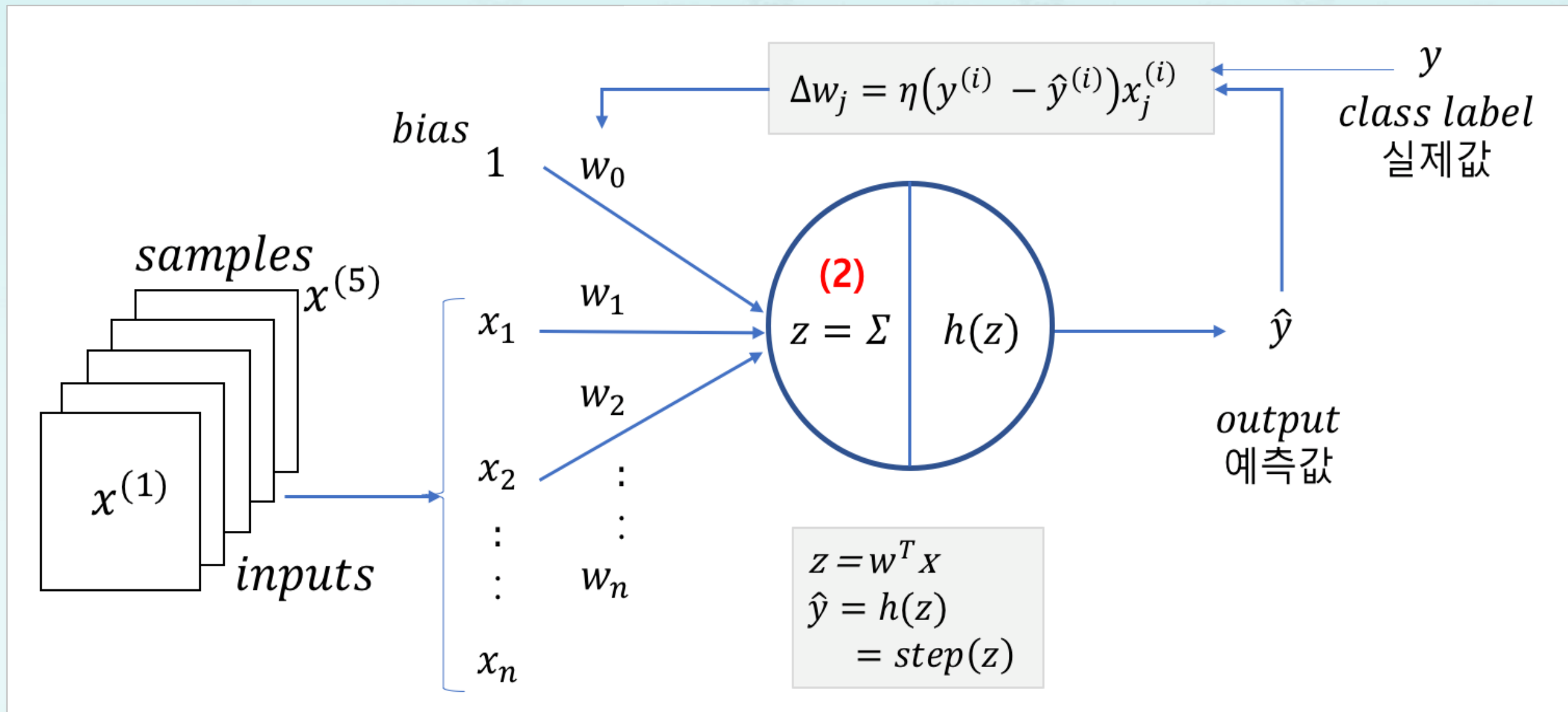
## 2. 퍼셉트론 학습 전체 과정



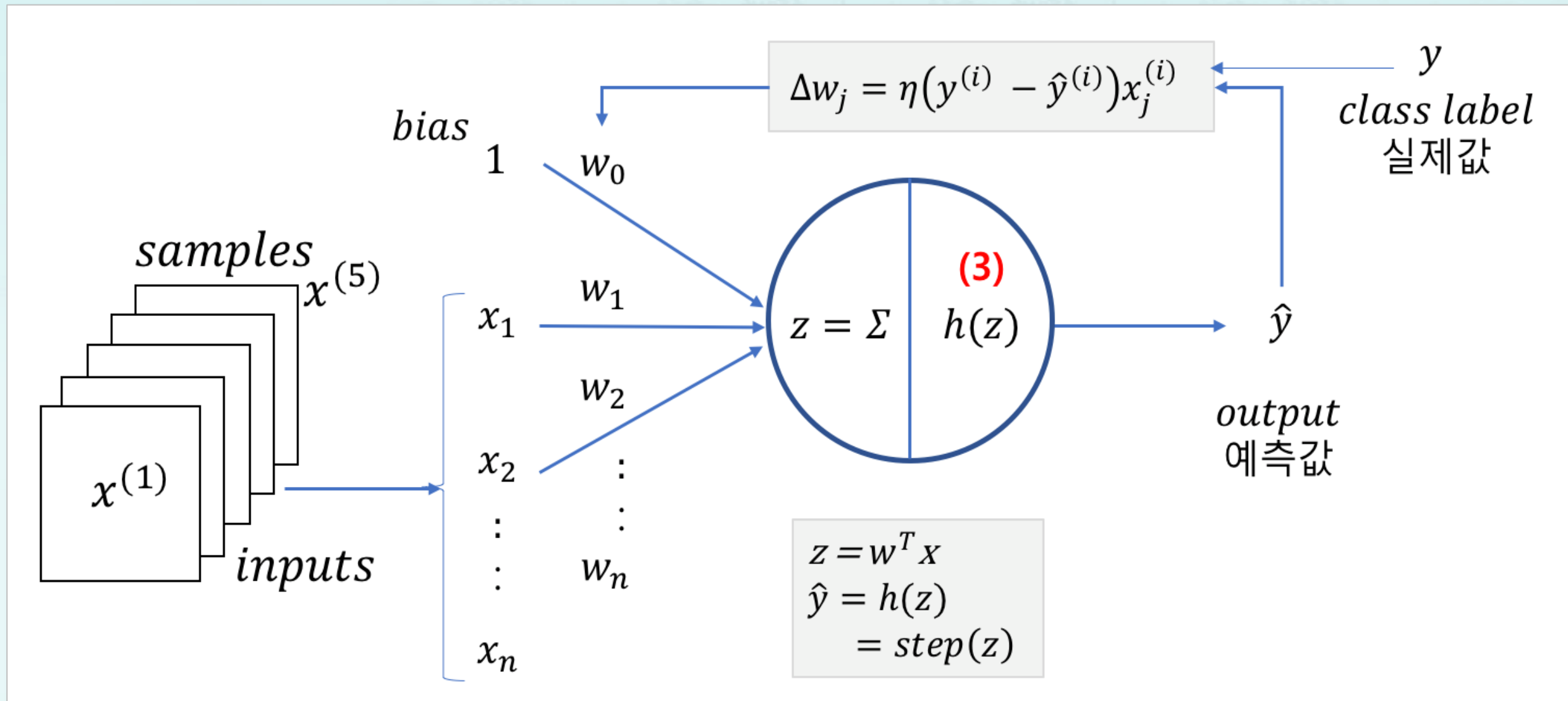
## 2. 퍼셉트론 학습 전체 과정: 입력단계



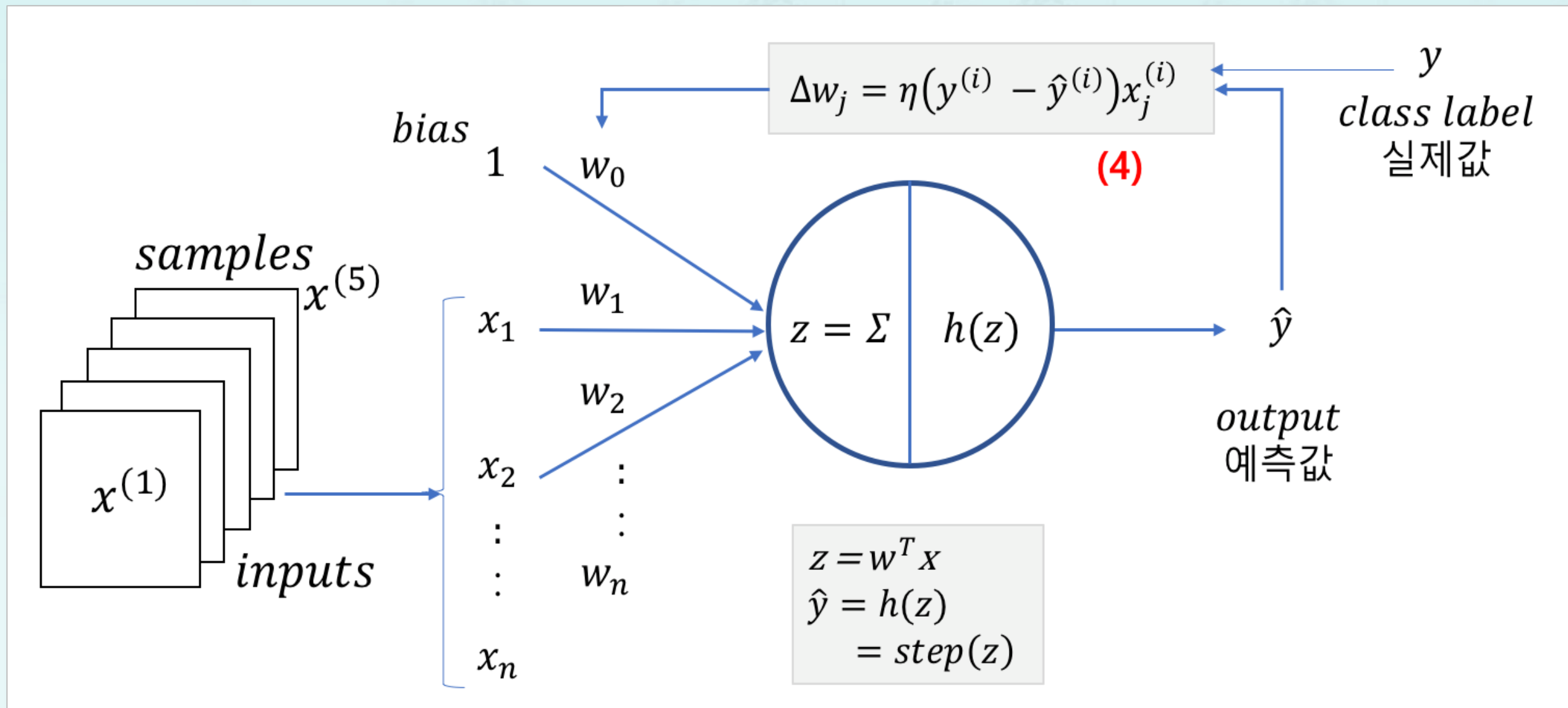
## 2. 퍼셉트론 학습 전체 과정: 순입력 계산 단계



## 2. 퍼셉트론 학습 전체 과정: 출력단계

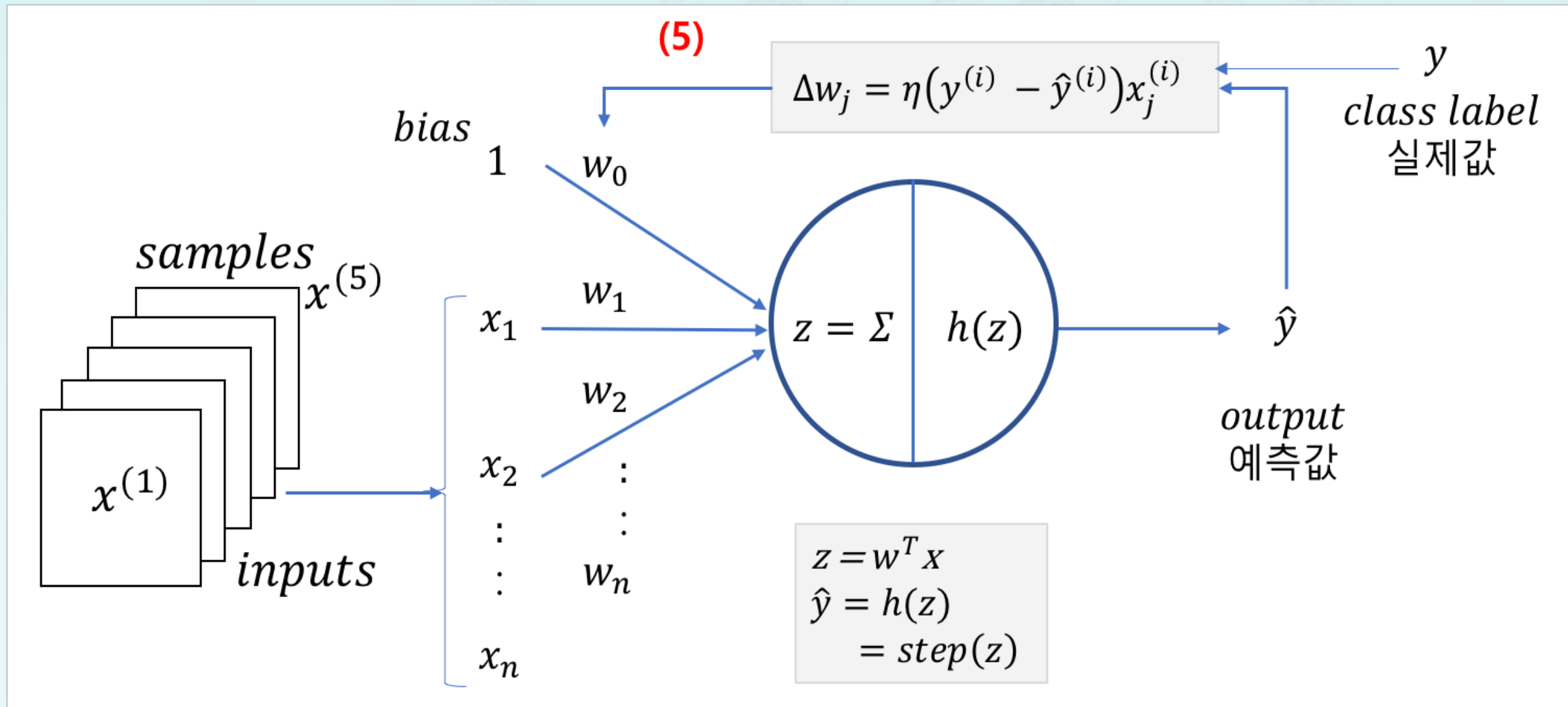


## 2. 퍼셉트론 학습 전체 과정: 비교단계





## 2. 퍼셉트론 학습 전체 과정: 가중치 조정 단계



### 3. 퍼셉트론 알고리즘의 한계: 논리 계산의 한계

---

- **1957:** 로젠블라트 퍼셉트론 발표
- **1958:** 뉴욕 타임즈
- **1969: MIT** 마빈 민스키
  - 퍼셉트론 한계: **XOR** 풀이 불가
  - 다층 퍼셉트론은 **XOR** 풀이 가능, 그러나 학습방법은 찾지 못함.
- **1974:** 하버드 대학원생, 펄 워브스
  - 다층 퍼셉트론을 학습시킬 수 있는 역전파 알고리즘 발표

### 3. 퍼셉트론 알고리즘의 한계: 논리 계산의 한계

---

XOR 진리표

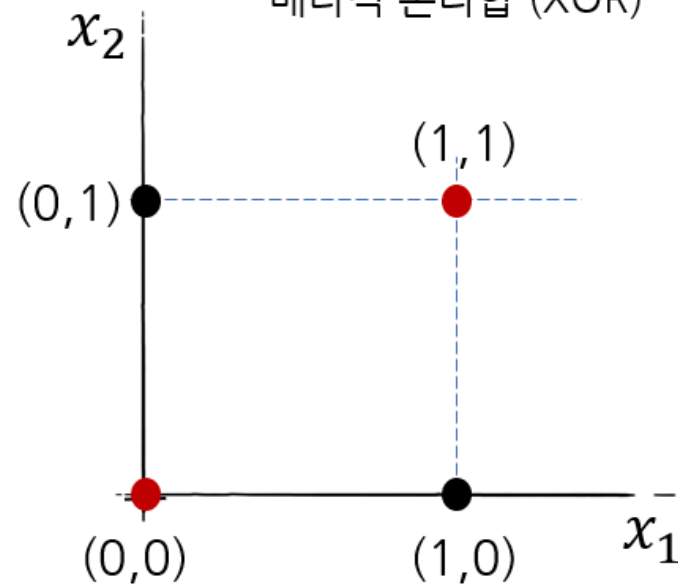
$x_1$	$x_2$	$y$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

### 3. 퍼셉트론 알고리즘의 한계: 논리 계산의 한계

XOR 진리표

$x_1$	$x_2$	$y$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

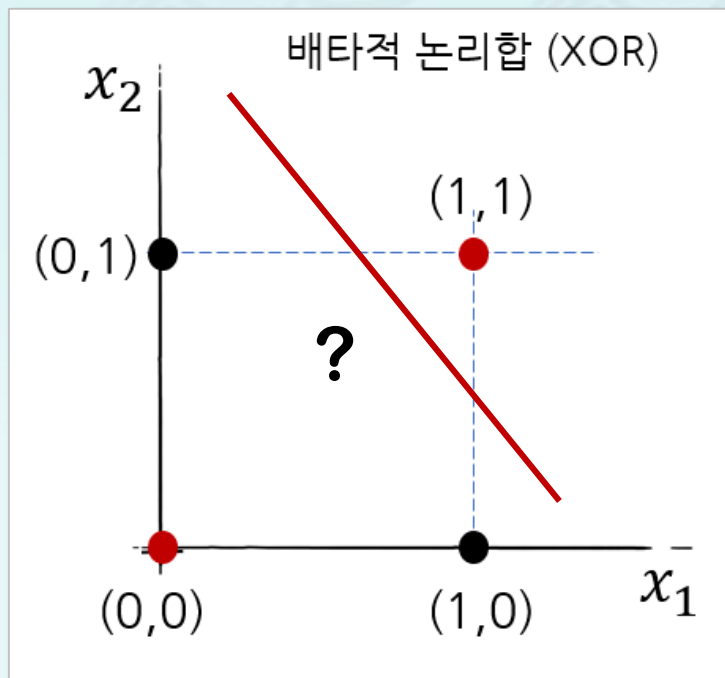
배타적 논리합 (XOR)



### 3. 퍼셉트론 알고리즘의 한계: 논리 계산의 한계

XOR 진리표

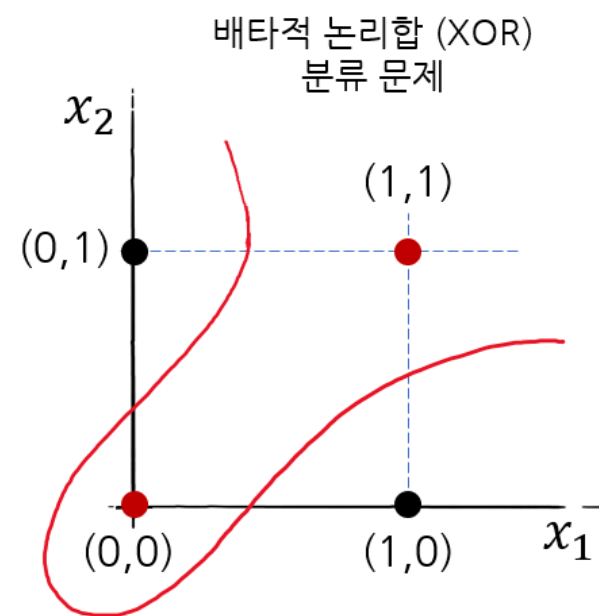
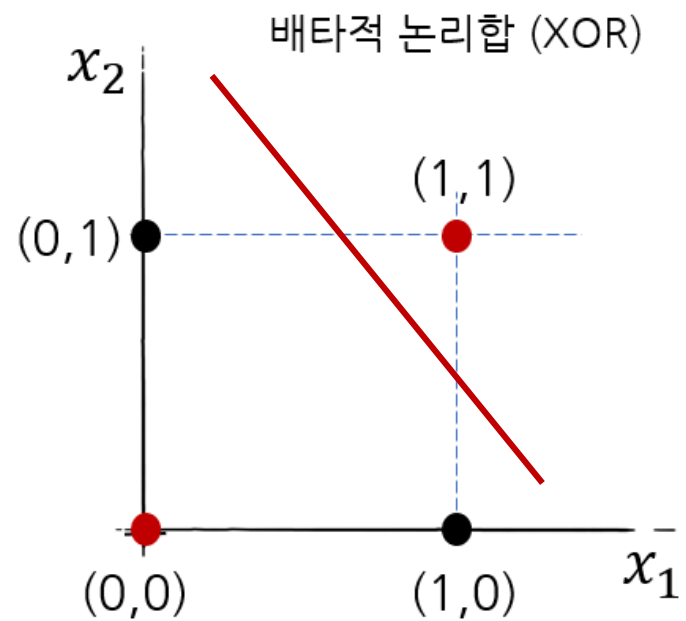
$x_1$	$x_2$	$y$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



### 3. 퍼셉트론 알고리즘의 한계: 논리 계산의 한계

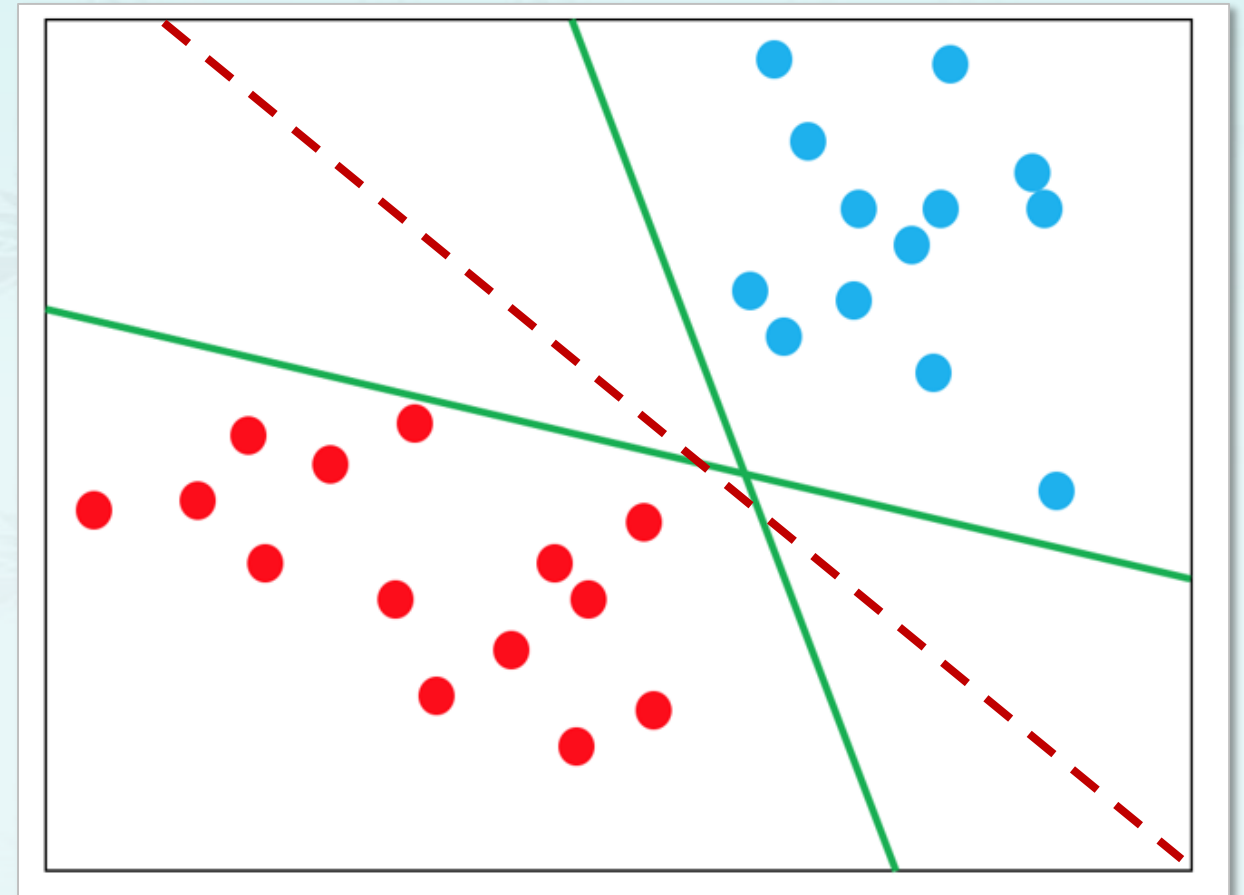
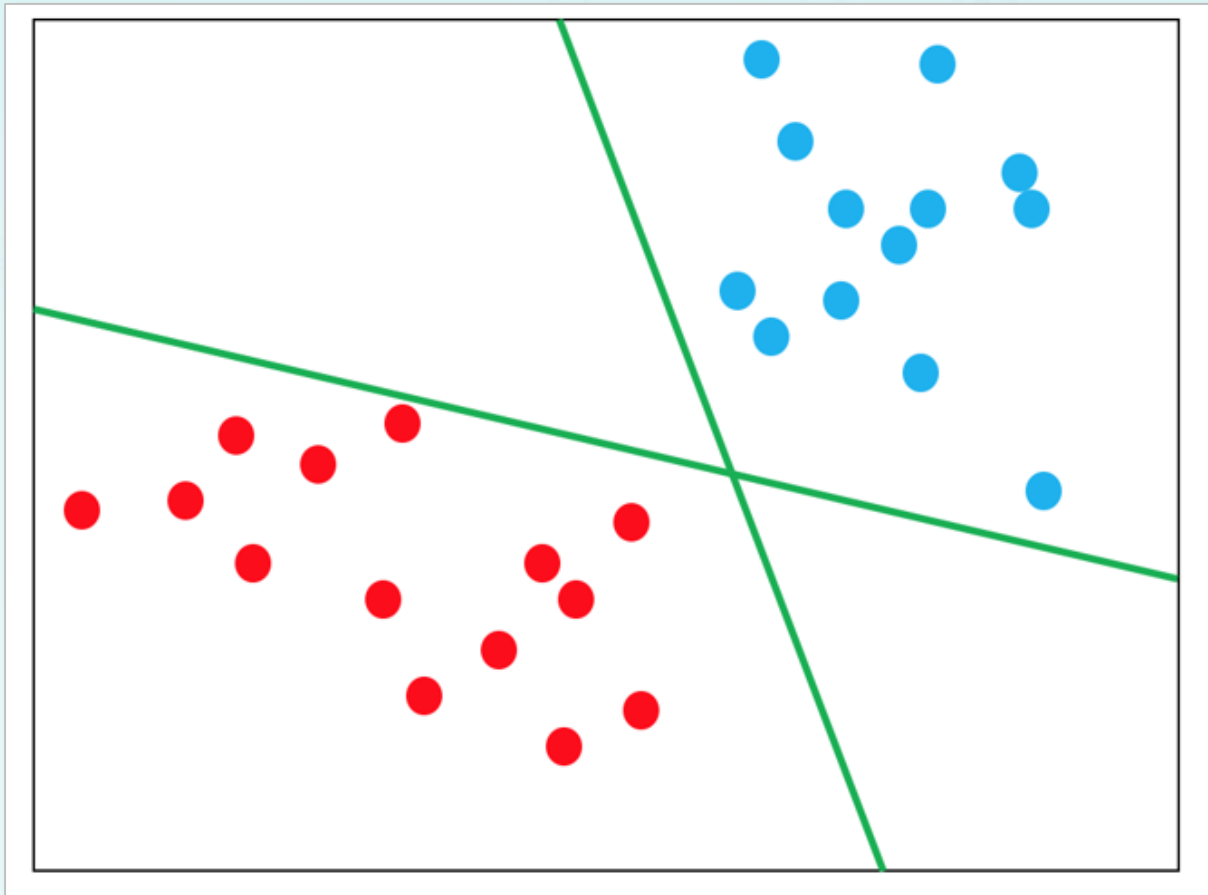
XOR 진리표

$x_1$	$x_2$	$y$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



### 3. 퍼셉트론 알고리즘의 한계: 최적 분류의 한계

- 직선으로 분류는 하지만, 최적의 직선은 아님



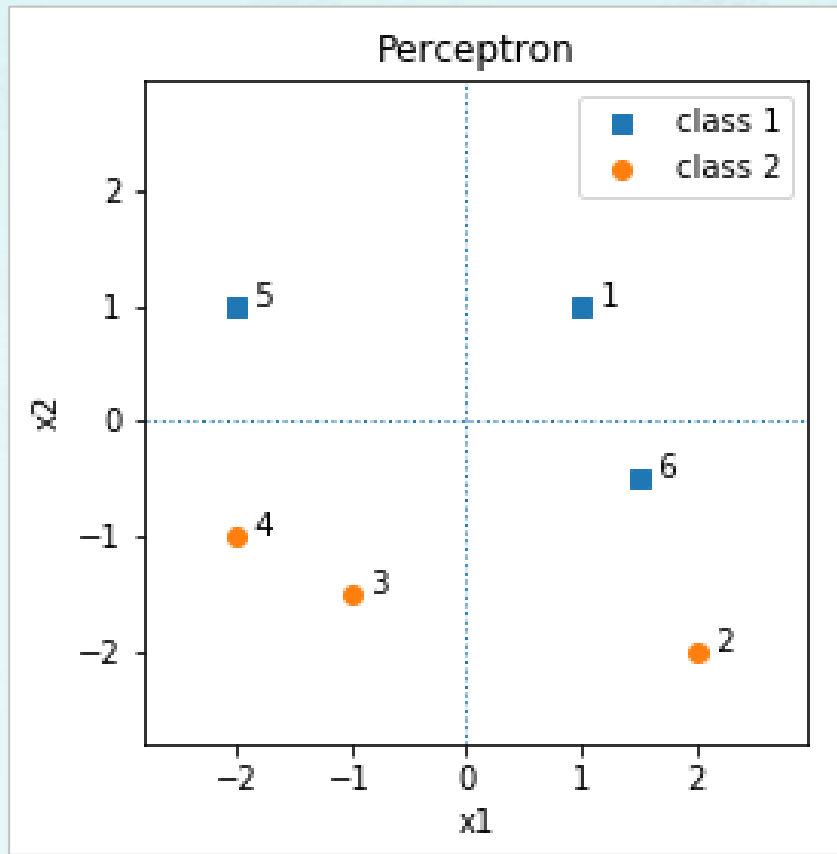
## 4. 퍼셉트론 예제

---



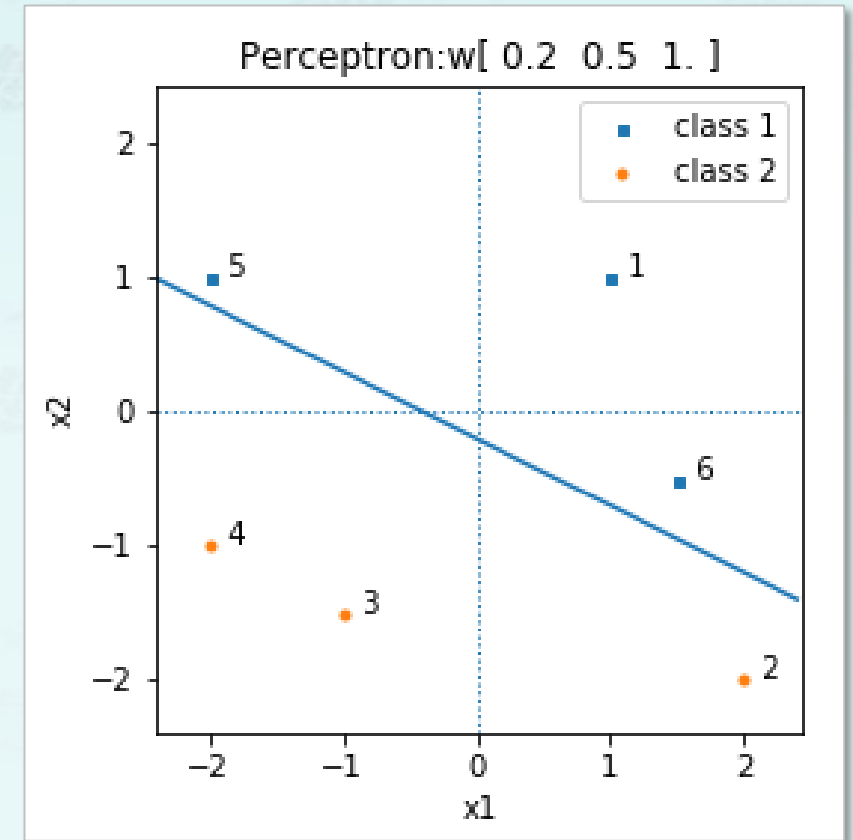
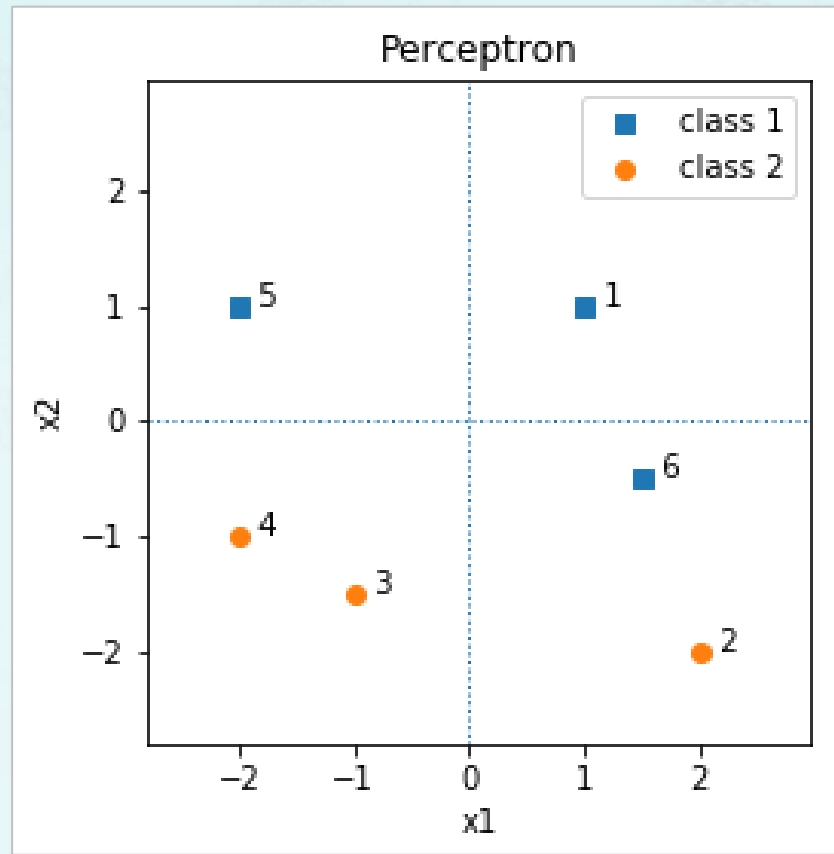
## 4. 퍼셉트론 예제: 학습자료

- 6개의 학습자료
- 클래스 레이블  $y = [1, -1, -1, -1, 1, 1]$



## 4. 퍼셉트론 예제: 학습자료

- 6개의 학습자료
- 클래스 레이블  $y = [1, -1, -1, -1, 1, 1]$



## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

---

- **Step 1: 가중치  $\mathbf{w}$  계산하기**
  - $\mathbf{w}$ 의 초기 가중치:
    - $\mathbf{w}^T = [0 \ 1 \ 0.5]$
  - 학습률  $\eta = 0.1$

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

---

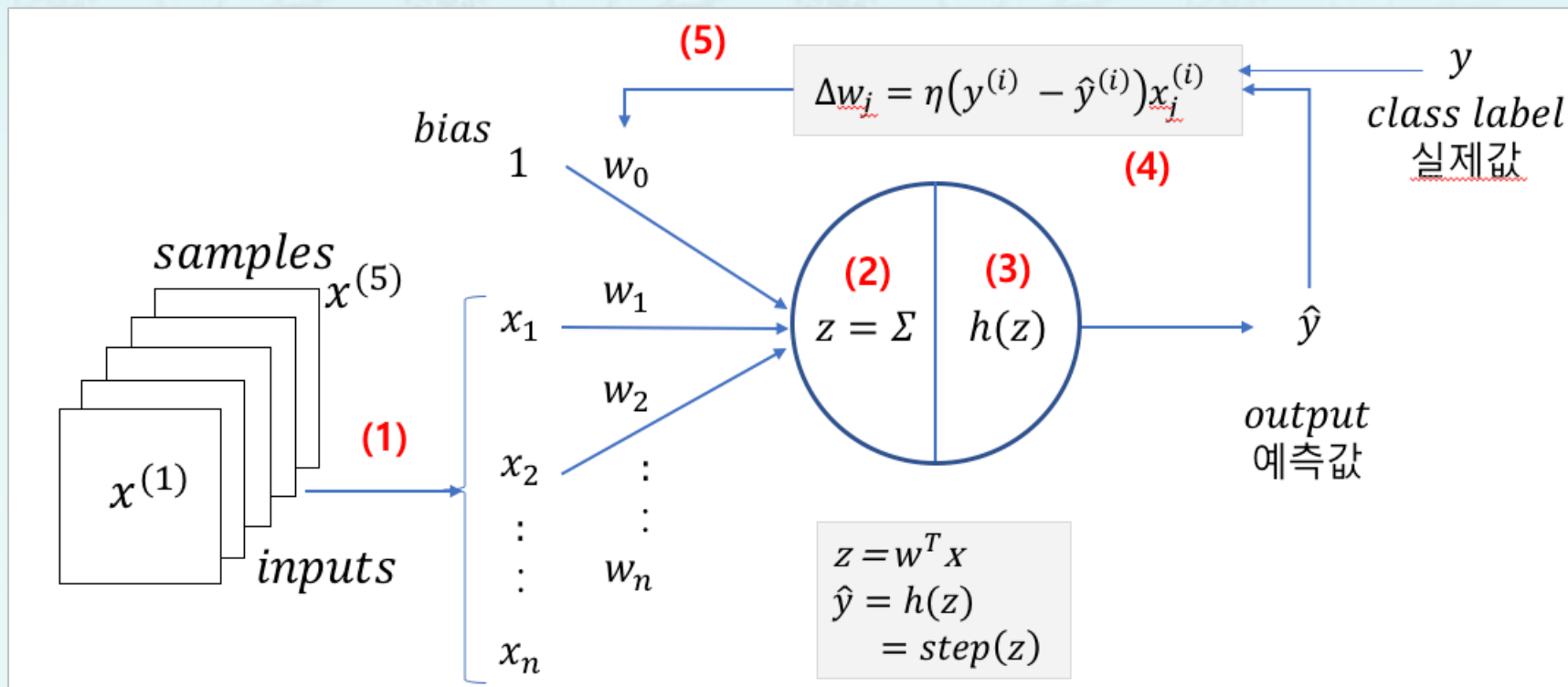
- **Step 1: 가중치  $w$  계산하기**

- $w$ 의 초기 가중치:
  - $w^T = [0 \ 1 \ 0.5]$
- 학습률  $\eta = 0.1$
- 학습자료:
  - $x^{(1)} = [1, 1]$
  - $x^{(2)} = [2, -2]$
  - $x^{(3)} = [-1, -1.5]$
  - $x^{(4)} = [-2, -1.0]$
  - $x^{(5)} = [-2.0, 1.0]$
  - $x^{(6)} = [1.5, -0.5]$

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

- $w$ 의 초기 가중치:
  - $w^T = [0 \ 1 \ 0.5]$
- 학습률  $\eta = 0.1$
- 학습자료:
  - $x^{(1)} = [1, 1]$
  - $x^{(2)} = [2, -2]$
  - $x^{(3)} = [-1, -1.5]$
  - $x^{(4)} = [-2, -1.0]$
  - $x^{(5)} = [1, -2.0, 1.0]$
  - $x^{(6)} = [1, 1.5, -0.5]$



## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$\mathbf{w}^T \mathbf{x}$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)					
2	(1.0, 2.0, -2.0)						
3	(1.0, -1.0, -1.5)						
4	(1.0, -2.0, -1.0)						
5	(1.0, -2.0, 1.0)						
6	(1.0, 1.5, -0.5)						
<i>final</i>							

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T x$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)			1	0.1	
2	(1.0, 2.0, -2.0)				1	0.1	
3	(1.0, -1.0, -1.5)				-1	0.1	
4	(1.0, -2.0, -1.0)				-1	0.1	
5	(1.0, -2.0, 1.0)				-1	0.1	
6	(1.0, 1.5, -0.5)				1	0.1	
<i>final</i>							

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$\mathbf{w}^T \mathbf{x}$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)		1	0.1		
2	(1.0, 2.0, -2.0)			1	0.1		
3	(1.0, -1.0, -1.5)			-1	0.1		
4	(1.0, -2.0, -1.0)			-1	0.1		
5	(1.0, -2.0, 1.0)			-1	0.1		
6	(1.0, 1.5, -0.5)			1	0.1		
<i>final</i>							



## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T x$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.5	1.0	1	0.1	0
2	(1.0, 2.0, -2.0)	(0.0, 1.0, 0.5)			1	0.1	
3	(1.0, -1.0, -1.5)				-1	0.1	
4	(1.0, -2.0, -1.0)				-1	0.1	
5	(1.0, -2.0, 1.0)				-1	0.1	
6	(1.0, 1.5, -0.5)				1	0.1	
<i>final</i>							

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

- Step 1: 가중치  $w$  계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T x$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.5	1.0	1	0.1	0
2	(1.0, 2.0, -2.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.0	1.0	1	0.1	
3	(1.0, -1.0, -1.5)				-1	0.1	
4	(1.0, -2.0, -1.0)				-1	0.1	
5	(1.0, -2.0, 1.0)				-1	0.1	
6	(1.0, 1.5, -0.5)				1	0.1	
<i>final</i>							

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T \mathbf{x}$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.5	1.0	1	0.1	0
2	(1.0, 2.0, -2.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.0	1.0	1	0.1	
3	(1.0, -1.0, -1.5)						
4	(1.0, -2.0, -1.0)						
5	(1.0, -2.0, 1.0)						
6	(1.0, 1.5, -0.5)						
<i>final</i>							

$$\begin{aligned}\Delta w_j &= \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_j^{(i)} \\ &= 0.1(-1 - 1)x_j^{(2)} \\ &= -0.2x_j^{(2)} \leftarrow\end{aligned}$$

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T \mathbf{x}$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.5	1.0	1	0.1	0
2	(1.0, 2.0, -2.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.0	1.0	1	0.1	
3	(1.0, -1.0, -1.5)						
4	(1.0, -2.0, -1.0)						
5	(1.0, -2.0, 1.0)						
6	(1.0, 1.5, -0.5)						
<i>final</i>							

$$\begin{aligned}\Delta w_j &= \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_j^{(i)} \\ &= 0.1(-1 - 1)x_j^{(2)} \\ &= -0.2x_j^{(2)}\end{aligned}$$

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산


### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T x$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.5	1.0	1	0.1	0
2	(1.0, 2.0, -2.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.0	1.0	1	0.1	(-.2, -.4, .4)
3	(1.0, -1.0, -1.5)						
4	(1.0, -2.0, -1.0)						
5	(1.0, -2.0, 1.0)						
6	(1.0, 1.5, -0.5)						
<i>final</i>							

$$\begin{aligned}\Delta w_j &= \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_j^{(i)} \\ &= 0.1(-1 - 1)x_j^{(2)} \\ &= -0.2x_j^{(2)} \\ \Delta w &= -0.2(1.0, 2.0, -2.0) \\ &= (-0.2, -0.4, 0.4)\end{aligned}$$

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T \mathbf{x}$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.5	1.0	1	0.1	0
2	(1.0, 2.0, -2.0)	$W$ (0.0, 1.0, 0.5)	1.0	1.0	1	0.1	$\Delta W$ (-.2, -.4, .4)
3	(1.0, -1.0, -1.5)	(-0.2, 0.6, 0.9)					
4	(1.0, -2.0, -1.0)	 $W + \Delta W$					
5	(1.0, -2.0, 1.0)						
6	(1.0, 1.5, -0.5)						
<i>final</i>							

$$\begin{aligned}\Delta w_j &= \eta(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})x_j^{(i)} \\ &= 0.1(-1 - 1)x_j^{(2)} \\ &= -0.2x_j^{(2)} \\ \Delta w &= -0.2(1.0, 2.0, -2.0) \\ &= (-0.2, -0.4, 0.4)\end{aligned}$$


## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T \mathbf{x}$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.5	1.0	1	0.1	0
2	(1.0, 2.0, -2.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.0	1.0	1	0.1	(-.2, -.4, .4)
3	(1.0, -1.0, -1.5)	(-0.2, 0.6, 0.9)	-2.15	-1	-1	0.1	0
4	(1.0, -2.0, -1.0)	(-0.2, 0.6, 0.9)	-2.3	-1	-1	0.1	0
5	(1.0, -2.0, 1.0)	(-0.2, 0.6, 0.9)	-0.25	-1	-1	0.1	(.2, -.4, .2)
6	(1.0, 1.5, -0.5)	(0.0, 0.2, 1.1)	-0.25	-1	1	0.1	(.2, .3, -.1)
<i>final</i>	-	(0.2, 0.5, 1.0)		-	-	-	

## 4. 퍼셉트론 예제: 가중치 계산

### ■ Step 1: 가중치 $w$ 계산하기

$i$	$(x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, x_2^{(i)})$	$(w_0, w_1, w_2)$	$w^T x$	$\hat{y}^{(i)}$	$y^{(i)}$	$\eta$	$\Delta w$
1	(1.0, 1.0, 1.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.5	1.0	1	0.1	0
2	(1.0, 2.0, -2.0)	(0.0, 1.0, 0.5)	1.0	1.0	1	0.1	(-.2, -.4, .4)
3	(1.0, -1.0, -1.5)	(-0.2, 0.6, 0.9)	-2.15	-1	-1	0.1	0
4	(1.0, -2.0, -1.0)	(-0.2, 0.6, 0.9)	-2.3	-1	-1	0.1	0
5	(1.0, -2.0, 1.0)	(0.0, 0.2, 1.1)	-0.25	-1	-1	0.1	(.2, -.4, .2)
6	(1.0, 1.5, -0.5)	(0.0, 0.2, 1.1)	-0.25	-1	1	0.1	(.2, .3, -.1)
<i>final</i>	-	<span style="border: 2px dashed red; padding: 2px;">(0.2, 0.5, 1.0)</span> 	-	-	-	-	-



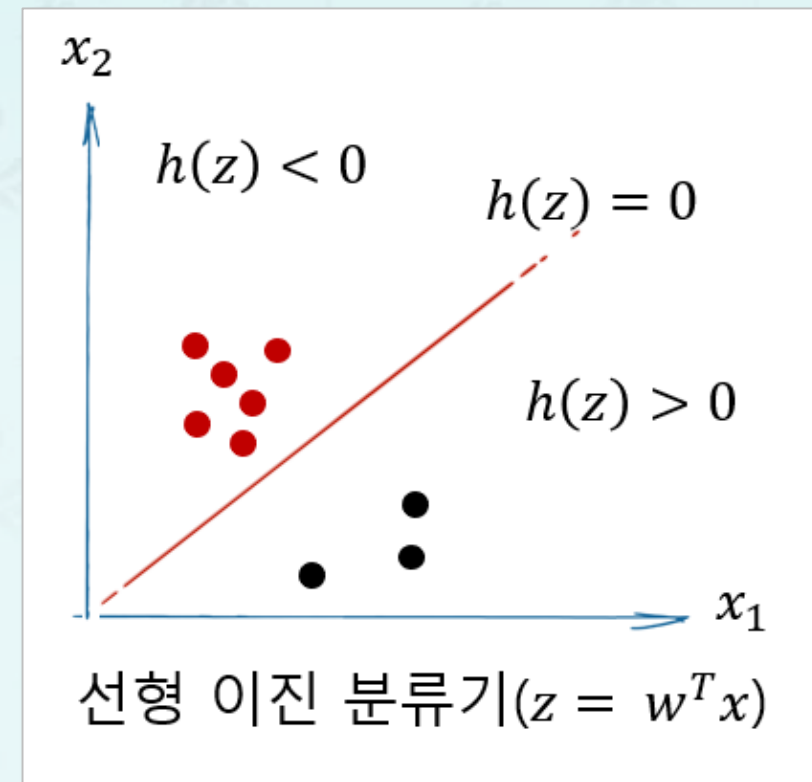
## 4. 퍼셉트론 예제: 판별식

---

- **Step 1: 가중치 구하기**
  - $w = [0.2, 0.5, 1.0]$
- **Step 2: 판별식 구하기**

## 4. 퍼셉트론 예제: 판별식

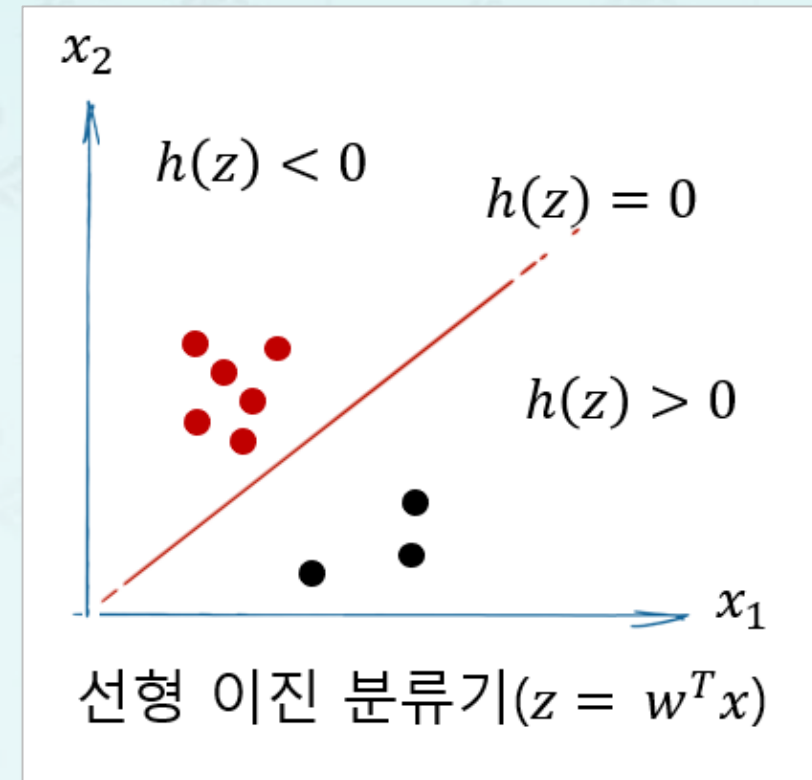
- Step 1: 가중치 구하기
  - $w = [0.2, 0.5, 1.0]$
- Step 2: 판별식 구하기
  - $h(z) = 0$  즉,  $h(w^T x) = 0$



## 4. 퍼셉트론 예제: 판별식

- **Step 1:** 가중치 구하기
  - $w = [0.2, 0.5, 1.0]$
- **Step 2:** 판별식 구하기
  - $h(z) = 0$  즉,  $h(w^T x) = 0$

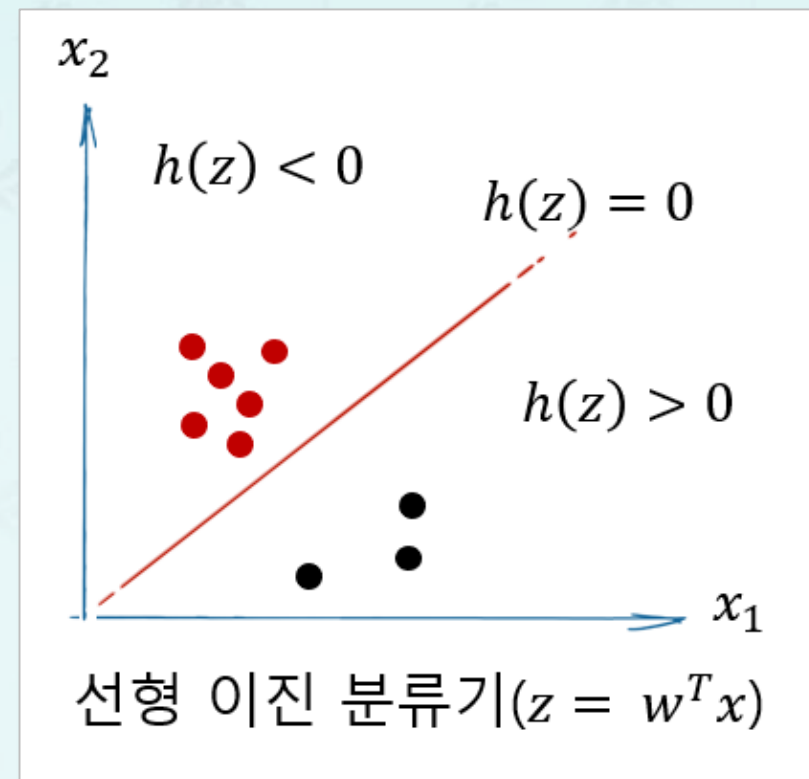
$$\begin{aligned} w^T x &= 0 \\ \begin{bmatrix} w_0 & w_1 & w_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} &= 0 \\ w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 &= 0 \\ 0.2 + 0.5x_1 + 1.0x_2 &= 0 \end{aligned}$$



## 4. 퍼셉트론 예제: 판별식

- **Step 1:** 가중치 구하기
  - $w = [0.2, 0.5, 1.0]$
- **Step 2:** 판별식 구하기
  - $h(z) = 0$  즉,  $h(w^T x) = 0$

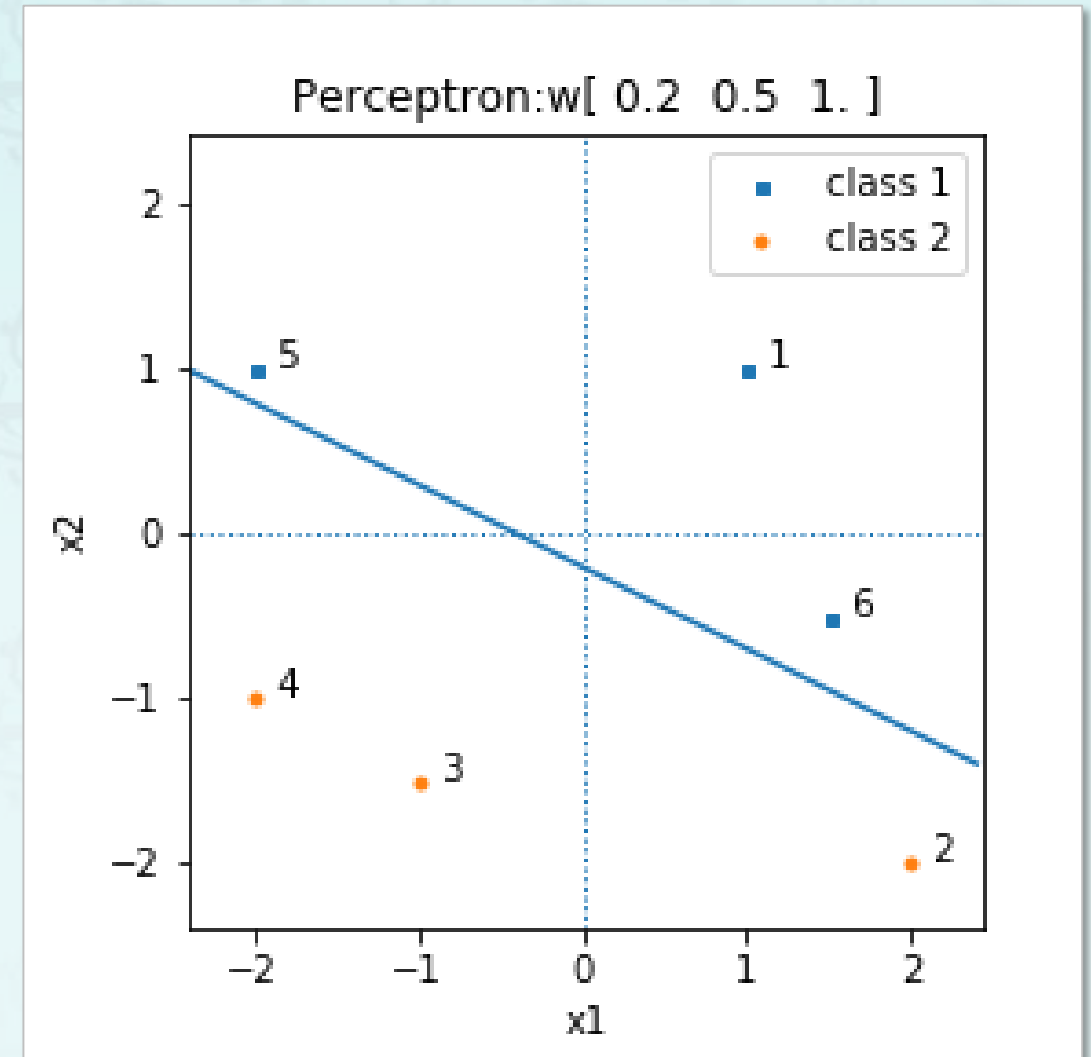
$$\begin{aligned} w^T x &= 0 \\ \begin{bmatrix} w_0 & w_1 & w_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} &= 0 \\ w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 &= 0 \\ 0.2 + 0.5x_1 + 1.0x_2 &= 0 \\ x_2 &= -0.5x_1 - 0.2 \end{aligned}$$



## 4. 퍼셉트론 예제: 시각화

- **Step 1:** 가중치 구하기
  - $w = [0.2, 0.5, 1.0]$
- **Step 2:** 판별식 구하기
  - $x_2 = -.5x_1 - 0.2$
- **Step 3:** 판별식 시각화
  - `plot_xyw()`

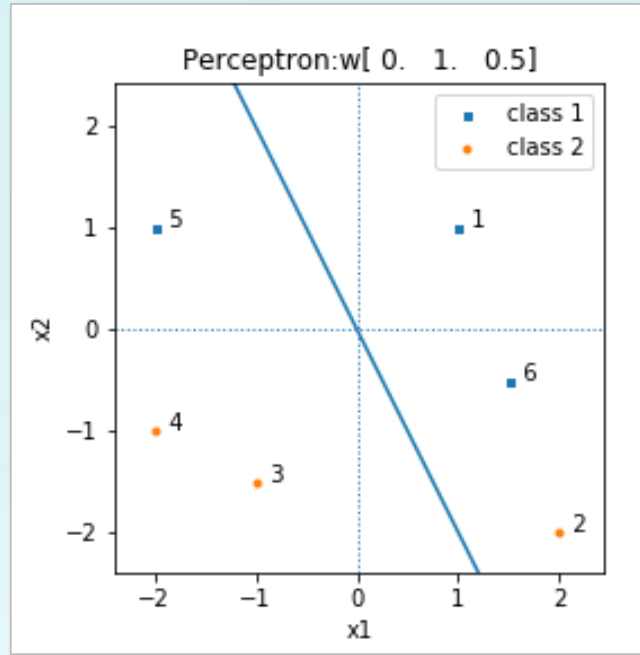
- `plot_xyw()`



## 4. 퍼셉트론 예제: 시각화 코드

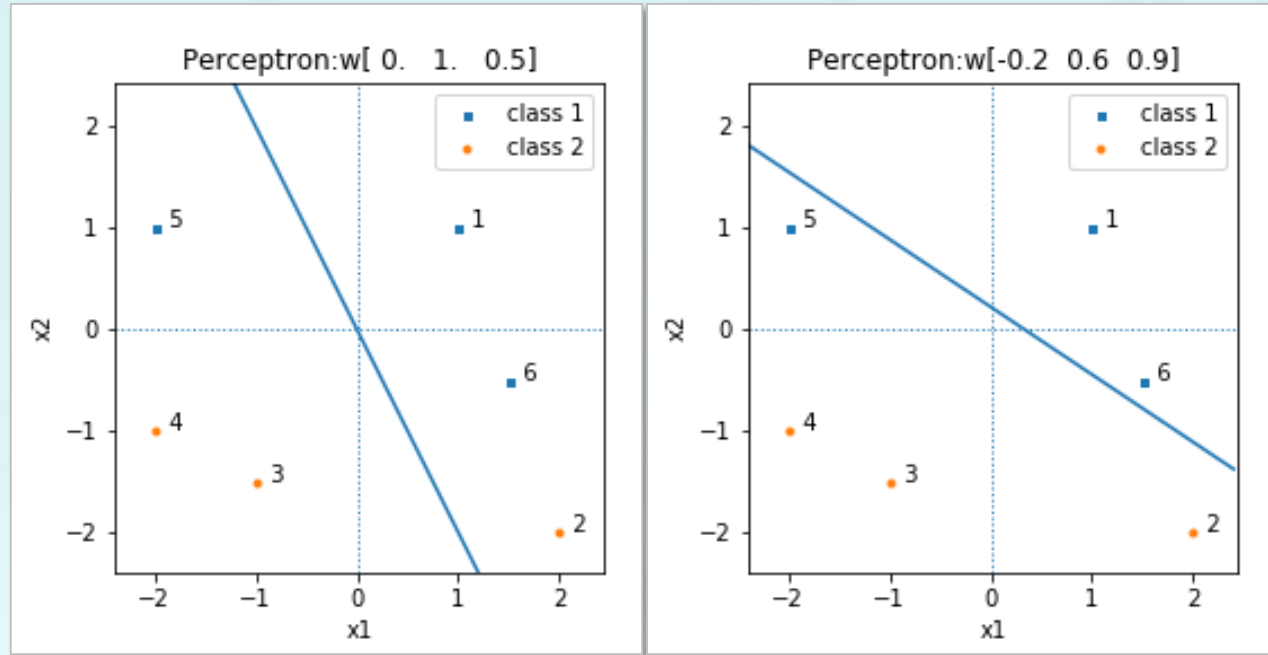
```
1 import matplotlib.pyplot as plt
2 import numpy as np
3 %matplotlib inline
4 %run code/plot_xyw.py
5
6 x = np.array([[1.0, 1.0], [2.0, -2.0], [-1.0, -1.5],
7              [-2.0, -1.0], [-2.0, 1.0], [1.5, -0.5]])
8 X = np.c_[ np.ones(len(x)), x ]
9 y = np.array([1, -1, -1, -1, 1, 1])
10 w = np.array([0.2, 0.5, 1.0])
11 plot_xyw(X, y, w, X0=True, annotate=True)
```

## 4. 퍼셉트론 예제: 판별식의 수렴 과정



$w[0.0 \ 1.0 \ 0.5]$

## 4. 퍼셉트론 예제: 판별식의 수렴 과정

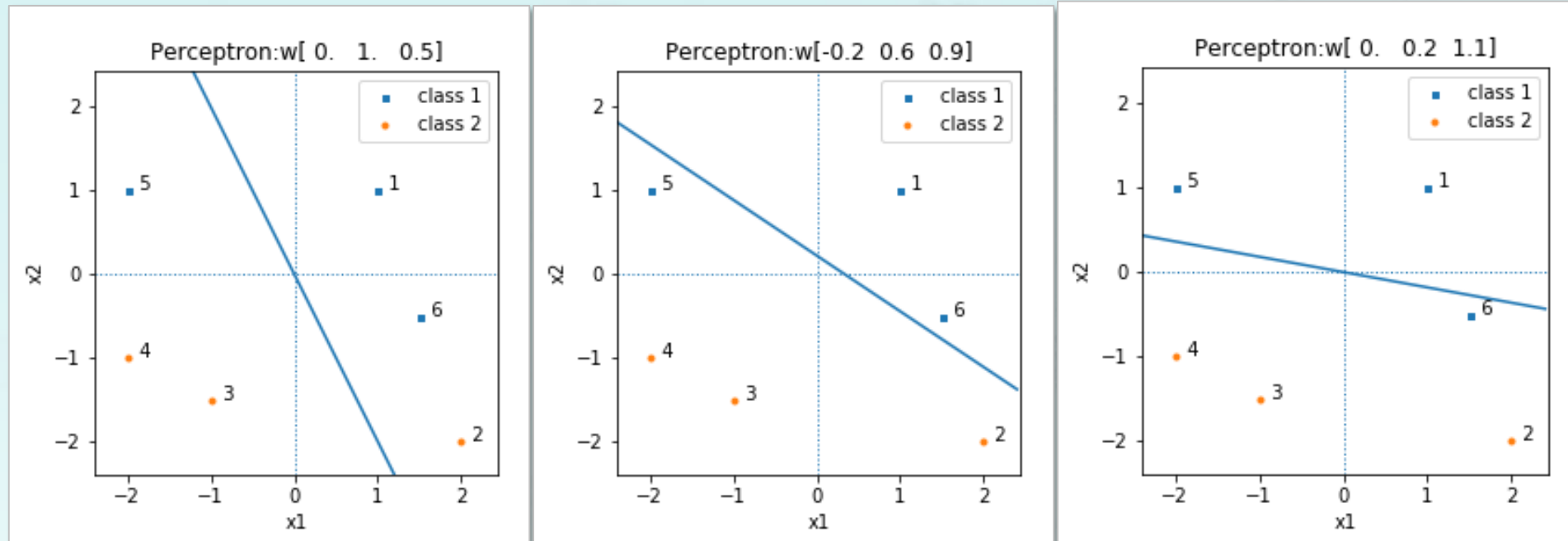


$w[0.0 \ 1.0 \ 0.5]$

$w[0.2 \ 0.6 \ 0.9]$



## 4. 퍼셉트론 예제: 판별식의 수렴 과정

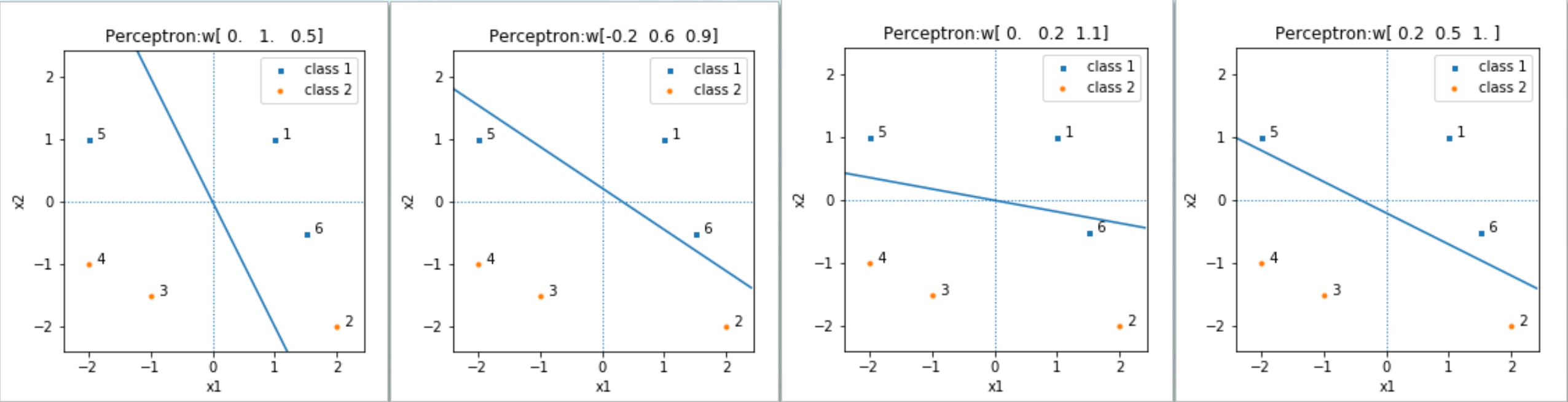


$w[0.0 \ 1.0 \ 0.5]$

$w[0.2 \ 0.6 \ 0.9]$

$w[0.0 \ 0.2 \ 1.1]$

# 4. 퍼셉트론 예제: 판별식의 수렴 과정



$w[0.0 \ 1.0 \ 0.5]$

$w[0.2 \ 0.6 \ 0.9]$

$w[0.0 \ 0.2 \ 1.1]$

$w[0.2 \ 0.5 \ 1.0]$

# 퍼셉트론 알고리즘

---

- 학습 정리
  - 퍼셉트론 알고리즘
  - 퍼셉트론 가중치 계산
  - 퍼셉트론 학습 전체 과정
  - 퍼셉트론 알고리즘의 한계
  - 퍼셉트론 예제
- 차시 예고
  - **4-3** 퍼셉트론 알고리즘 구현

4주차(2/3)

# 퍼셉트론 알고리즘

파이썬으로 배우는 기계학습

한동대학교  
김영섭 교수

여러분 곁에 항상 열려 있는 K-MOOC 강의실에서 만나 뵙기를 바랍니다.