Jin-Soo Kim (jinsoo.kim@snu.ac.kr)

Systems Software & Architecture Lab.

Seoul National University

Jan. 6 – 17, 2020

#### Python for Data Analytics

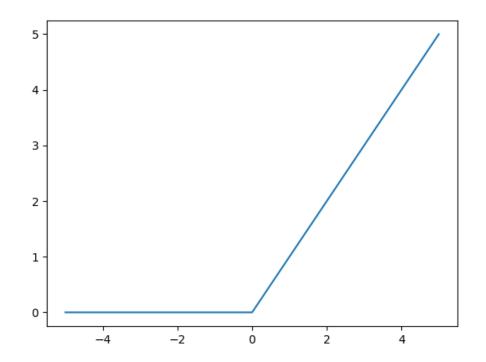
### NumPy Lab



#### Basic Lab

- Relu 함수는 최근 가장 많이 사용되는 활성화 함수이다. 함수는 다음과 같이 정의된다.
- $f(x) = \max(0, x)$
- Relu함수는 들어가는 값과, 0 중에 큰 값을 반환하는 함수이다.

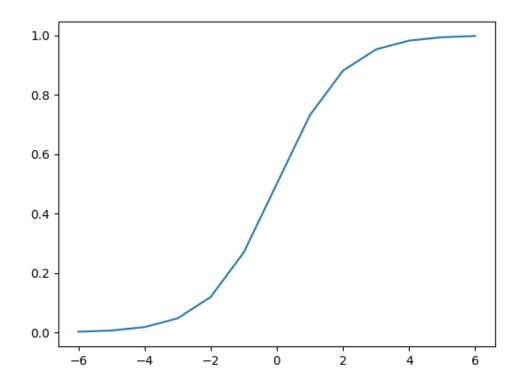
- Relu함수의 개형
- 결과로 출력되는 그래프



■ Simoid 함수는 활성화 함수이다. 함수는 다음과 같이 정의된다.

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

- Sigmoid 함수의 개형
- 결과로 출력되는 그래프



# Lab Numpy-2. 카드게임

- I부터 25까지의 숫자가 그려져 있는 카드가 있다.
- 5명의 사람들에게 5장의 카드를 나눠준다.
- 일정한 규칙을 통해서 합을 얻고, 이 합이 가장 큰 사람이 winner가 된다.

- 합은 아래와 같은 방식으로 구한다.
- I번째 사람은 I번째 카드에서 나머지 카드의 합을 뺀 값
- 2번째 사람은 2번째 카드에서 나머지 카드의 합을 뺀 값
- 3번째 사람은 3번째 ...

## Lab Numpy-2. 카드게임

■ 예시



• Numpy의 함수들을 잘 이용하면 보다 쉽게 구현할 수 있음, 위의 힌트들은 문제를 풀 때 사용할 수 있는 함수들이다.

```
I: [8 | 8 | 4 | 6 | 3] -> +8 - | 8 - | 4 - 6 - 3 | = -33

2: [9 | 2 | 25 | 2 | 7] -> -9 + 2 | -25 - 2 - 7 | = -22

3: [1 | 9 | 23 | 12 | 6] -> - | - | 9 + 23 - | 2 - | 6 | = -25

4: [24 | 3 | 4 | 0 | 22] -> -24 - | 3 - 4 | + | 0 | + 22 | = -53

5: [20 | 5 | 5 | 7 | 1 |] -> -20 - 5 - | 5 - | 7 | + | 1 | = -46

Winner : 2
```

# Lab Numpy-2. 카드게임

- 주의사항
  - For loop 은 쓰지 않고, numpy함수들을 이용해서 구현한다.
  - Matrix 연산을 통해서 구한다.

### Lab Numpy-3. one hot encoding

- One hot encoding은 단 하나의 값만 True이고 나머지 값은 모두 False로 encoding하는 것이다.
- 'data'를 one hot encoding하면 아래와 같다.
  - 각각의 alphabet 'a': 0, 'b': I, 'c': 2, 'd': 3, ..., 'z': 25, '': 26 의 index의 값만 True 로 인코딩

White space 는 마지막 인덱스로 할당

#### Lab Numpy-3. one hot encoding

■ Decoding 예시

- Numpy를 이용해서 encoding, decoding을 구현해보자.
  - Hint:

#### Advanced Lab

- 기계학습에서 모델이나 패턴의 분류 성능 평가에 사용되는 지표인 Accuracy, Precision, Recall, F-measure(FI score)를 구현해보기
- lab\_numpy\_I\_Answer.py 에 있는 함수의 EDIT HERE 부분을 구현
- 각 함수에서 넘겨주는 변수 label은 정답이고, pred는 예측값
- Label, pred에서 I은 positive이고, 0은 negative이다.
- numpy를 이용해서 함수를 구현해본다.

- Accuracy(정확도)는 전체에서 실제 positive를 positive라 예측한 것과 실제 negative를 negative라 예측한 것의 비율
- Hint:

#### **Predicted(pred)**

	Negative(0)	Positive(I)
Negative(0)	True Negative	False Positive
Positive(I)	False Negative	True Positive

```
Precision = True Positive

True Positive+False Positive

= True Positive

Total Predicted Positive
```

- Precision은 예측이 positive라고 했을 때, 실제 positive의 비율
- Hint : &&

Predicted(pred)

	Negative(0)	Positive(I)
Negative(0)	True Negative	False Positive
Positive(I)	False Negative	True Positive

- Recall = True Positive
  True Positive + False Negative
  = True Positive
  Total Actual Positive
  - Recall은 실제 positive 중에 모델이 positive라 예측한 것의 비율

#### **Predicted(pred)**

	Negative(0)	Positive(I)
Negative(0)	True Negative	False Positive
Positive(I)	False Negative	True Positive

- F\_measure =  $\frac{2 * precision * recall}{precision + recall}$ 
  - 앞서 구현한 Precision, Recall의 조화평균
  - 앞서 구현한 precision과 recall을 이용해서 구현하면 편리하게 구현할 수 있음

#### Predicted(pred)

	Negative(0)	Positive(I)
Negative(0)	True Negative	False Positive
Positive(I)	False Negative	True Positive