

# ALGORYTMICZNA I STATYSTYCZNA ANALIZA DANYCH

22/01/2015

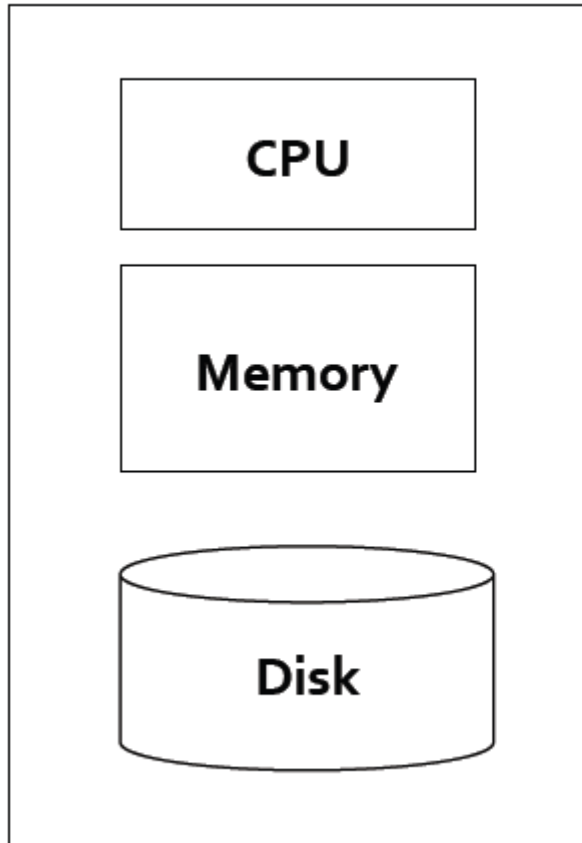
WFAiS UJ, Informatyka Stosowana  
II stopień studiów

2

# Map-Reduce system

# „Single-node” architektura

3



**Machine Learning, Statistics**

**“Classical” Data Mining**

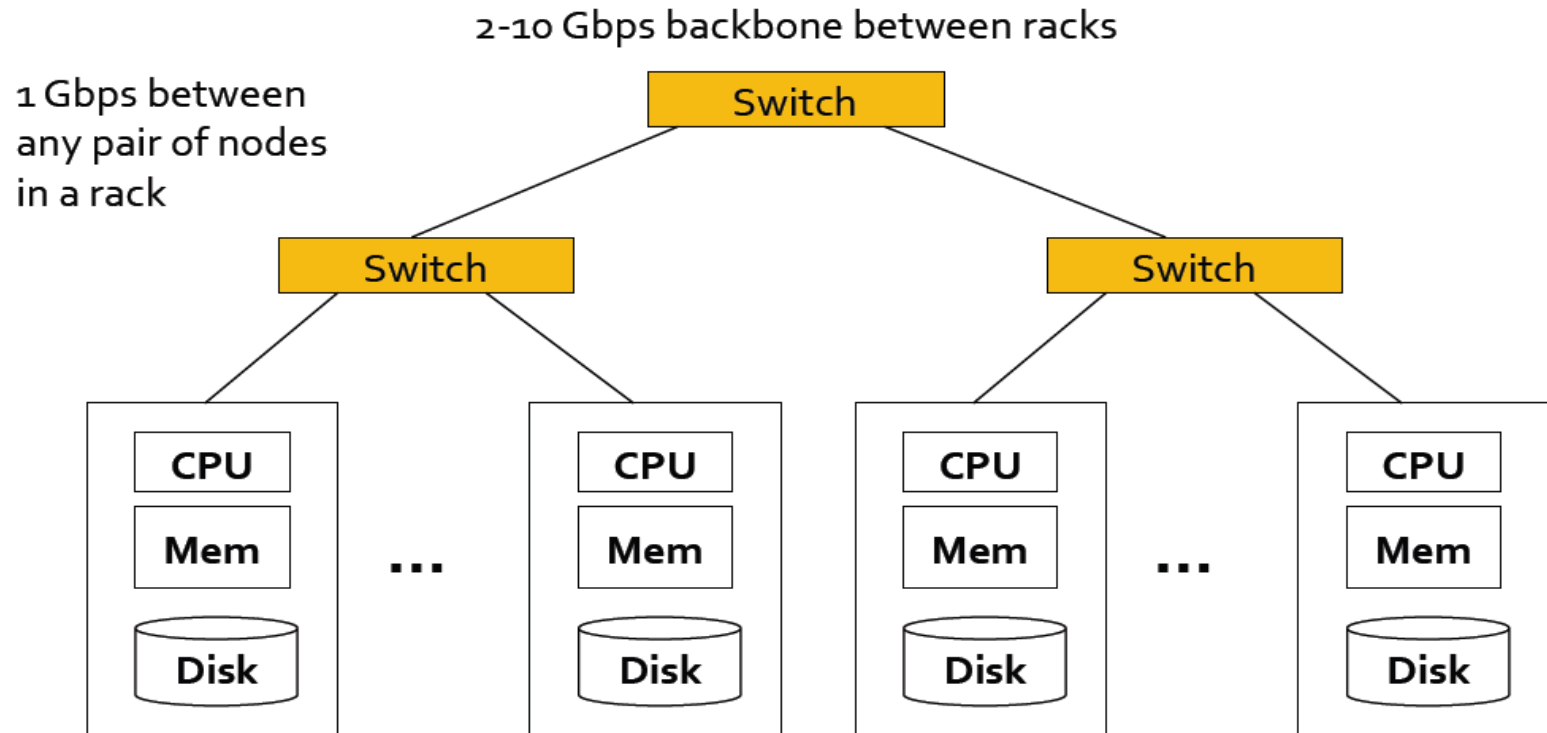
# Przykład Googla

4

- 10 miliardów stron internetowych
- Średnia wielkość strony = 20kB
- 10 miliardów \* 20 KB = 200 TB
- Disk read bandwidth = 50MB/sec
- Czas potrzeby na wczytanie = 4 miliony sec = 46+ dni
- Jeszcze dłużej aby procesować dane

# Architektura klastra

5

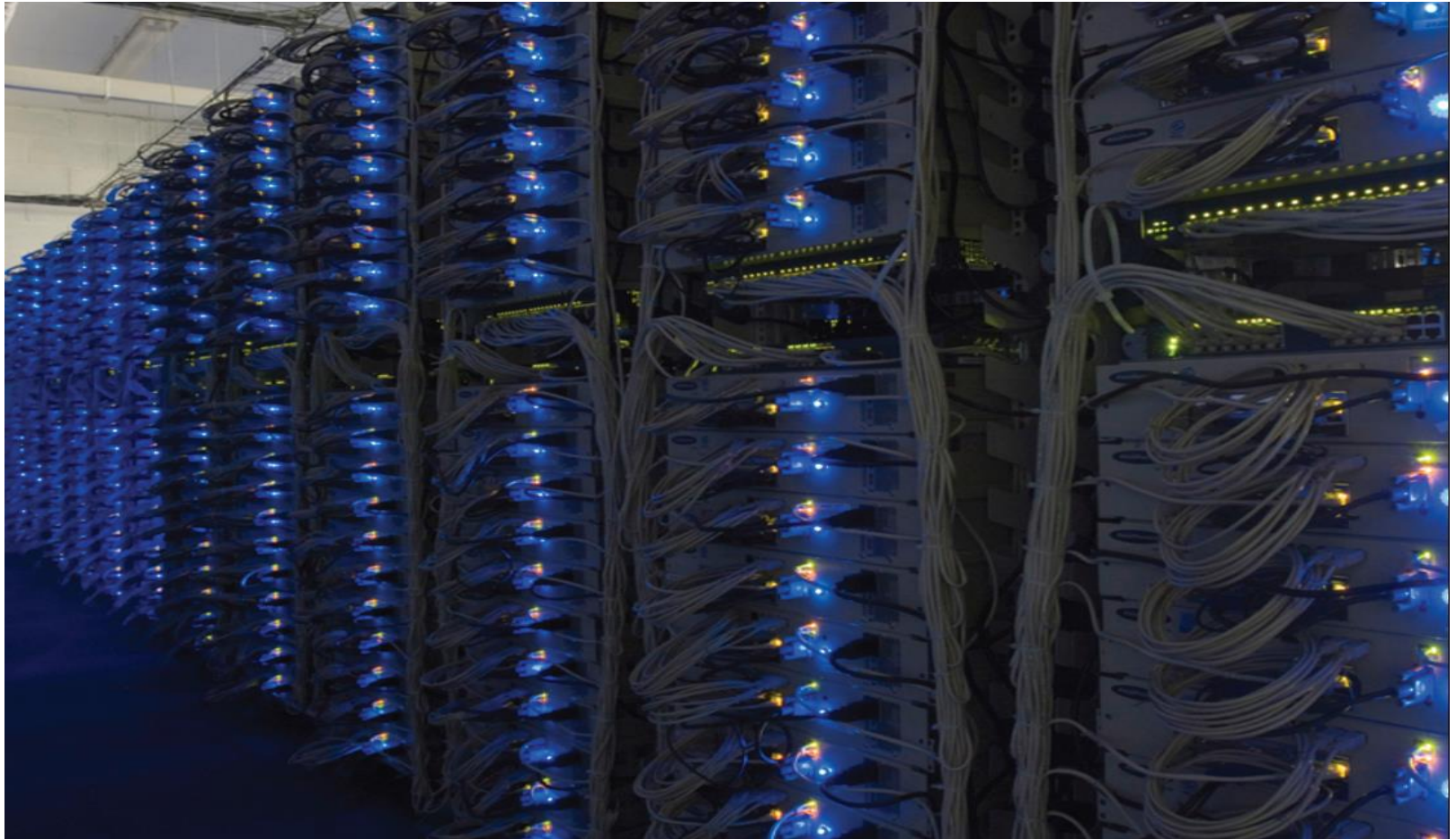


Each rack contains 16-64 commodity Linux nodes

W roku 2011 oszacowano że Google ma 1M procesorów

# Klaster CPU

6



# Wyzwania dla dużych klastrów

7

- „Node failures”
  - Pojedynczy procesor średnio działa 3 lata bez potrzeby resetu (1000 dni)
  - 1000 serwerów w klastrze -> raz dziennie reset
  - 1M serwerów w klastrze -> 1000 reset/dzień
- W jaki sposób zapisywać dane na dysku aby zapewnić stabilność obliczeń mimo konieczności reset poszczególnych procesów?
- Jak sobie radzić ze stabilnością bardzo długich obliczeń?

# Wyzwania dla dużych klastrów

8

- Problem transferu danych
  - Network bandwidth = 1Gps
  - Transfer 10 TB zajmuje średnio 1 dzień
  
- Pisanie kodu który jest zrównolegniony jest bardzo trudne. Raczej należy to rozwiązać algorytmicznie. Potrzebny prosty model który pozwala ukryć trudności takiego programowania



# Map-Reduce

9

- Technika która rozwiązuje te problemy:
  - Dane są zapamiętane w kilku kopiach aby ograniczyć transfer oraz zapewnić stabilność dostępności
  - Przenieść obliczenia do danych aby zminimalizować transfer danych
  - Proste model programowania aby ukryć (wykorzystać dostępne narzędzia) trudności

# Redundantny system przechowywania danych

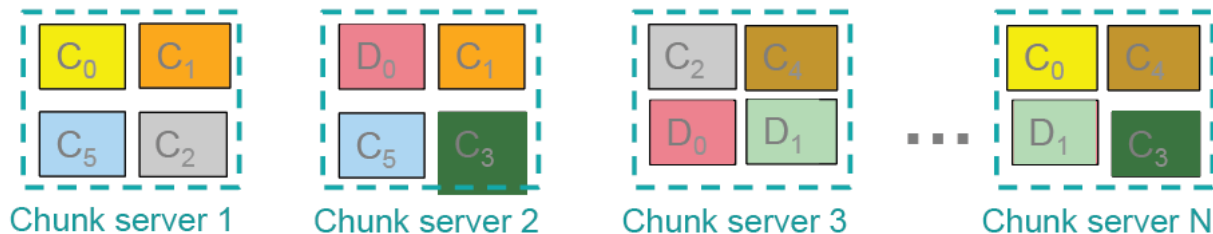
10

- Rozproszony system plików
  - Google GFS; Hadoop HDFS
- Typowe zastosowania
  - Duża liczba plików (100s of GB to TB)
  - Dane są rzadko zmieniane
  - Czytanie i aktualizowanie poprzez dołączenie

# Rozproszony system plików

11

- Dane przechowywane w małych plikach rozproszonych po wielu maszynach
- Każdy plik przechowywany w kilku kopiach
  - Zapewnia niezawodność dostępu do danych



Chunk servers also serve as compute servers

Bring computation to data!

# Map-Reduce

12

- Masz do przeanalizowania ogromny plik tekstowy
- Cel: policzyć ile razy dane słowo występuje w pliku
- Zastosowanie:
  - ▣ Np..przeanalizować logfile web serwera aby znaleźć najbardziej popularne URL

# Zadanie: ilość wystąpień słowa

13

- Przypadek 1:
  - Plik za duży aby go wczytać do pamięci, ale lista <słowo, ilość> się mieści w pamięci.
- Przypadek 2:
  - Nawet lista <słowo, ilość> nie mieści się w pamięci.
  - `Words(doc.txt) | sort | uniq -c`
    - Metoda „words” bierze plik danych i wypisuje słowa jedno na linie
    - W sposób naturalny można zrównoleglić

# Map-Reduce

14

`words(doc.txt) | sort | uniq -c`

## □ Map

- ▣ Przeglądaj plik imputowy
- ▣ Wybierz informację która Cię interesuje

## □ Pogrupuj wg. Klucza

- ▣ Posortuj i przekaż dalej

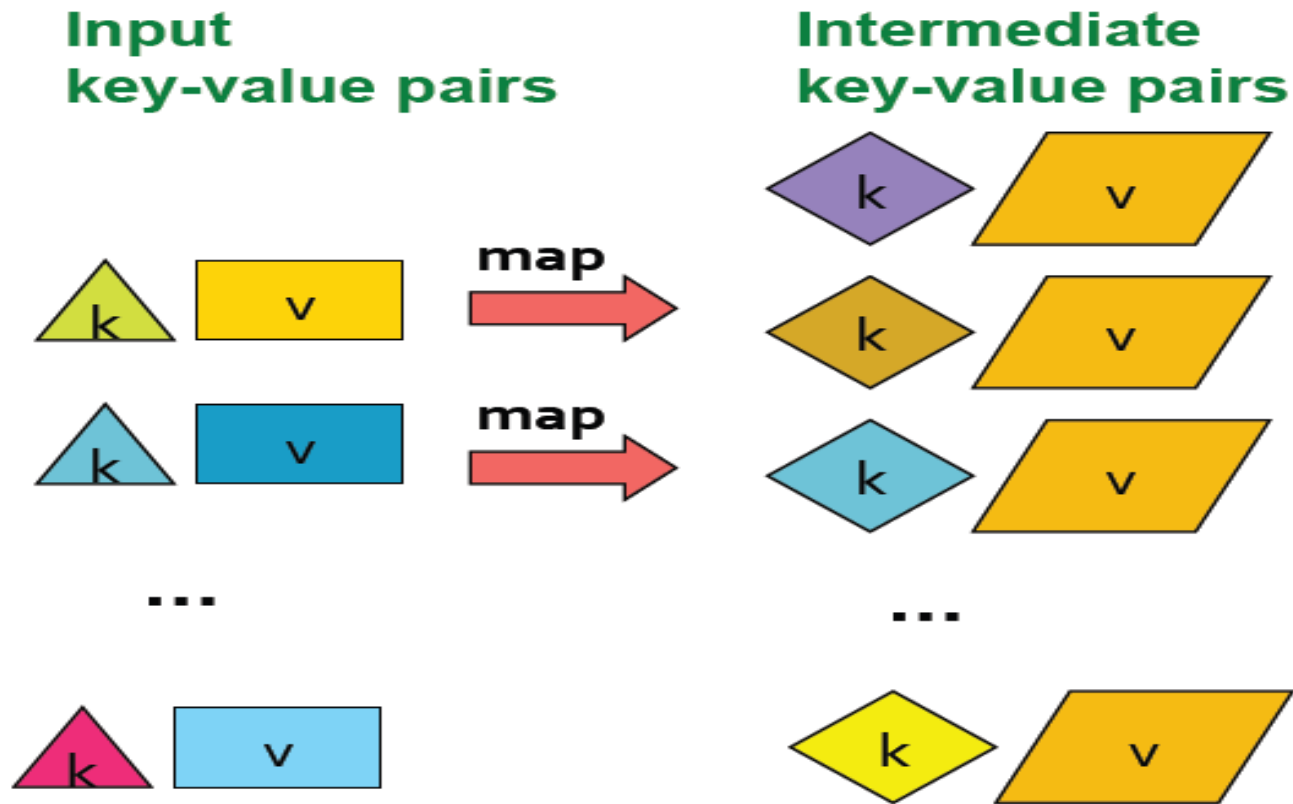
## □ Reduce

- ▣ Poklastruj, przefiltruj, etc.
- ▣ Wypisz wynik

Outline stays the same, **Map** and **Reduce**  
change to fit the problem

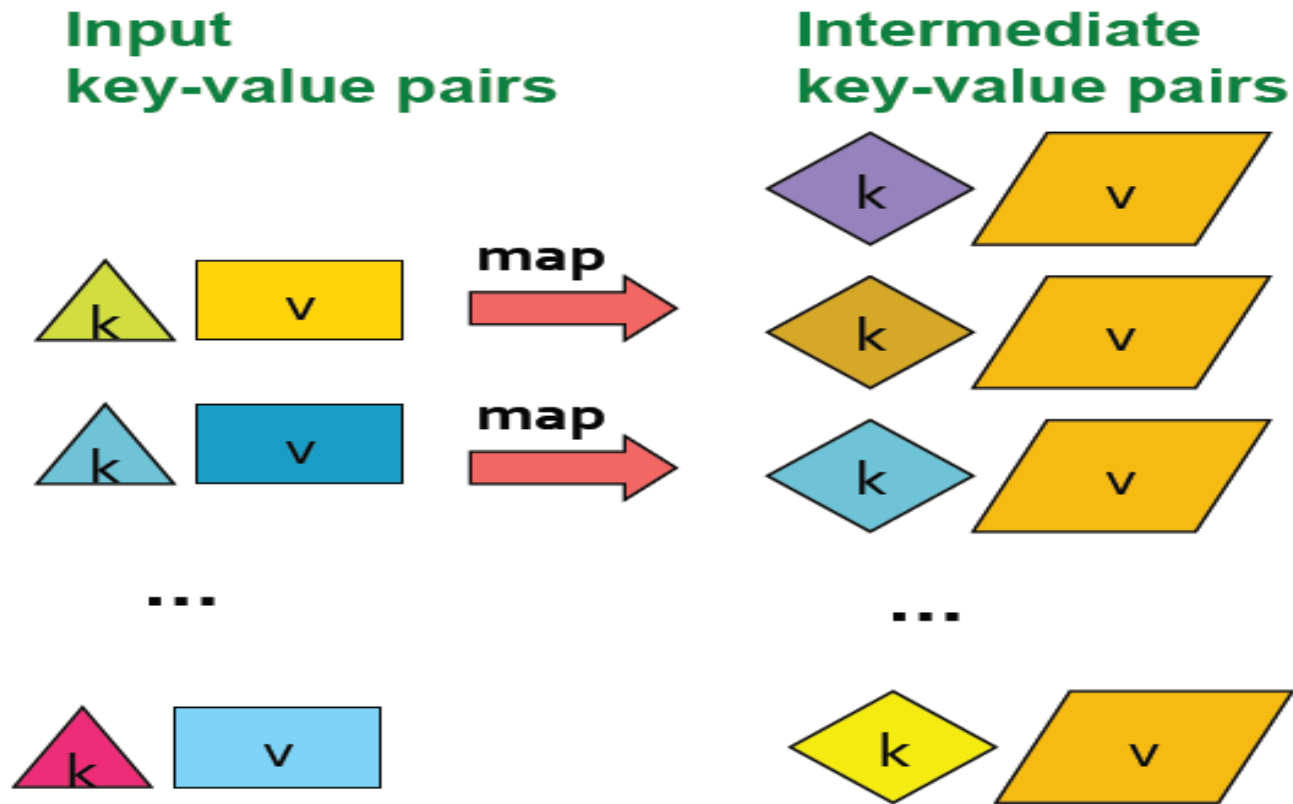
# Map-Reduce: Map

15



# Map-Reduce: Map

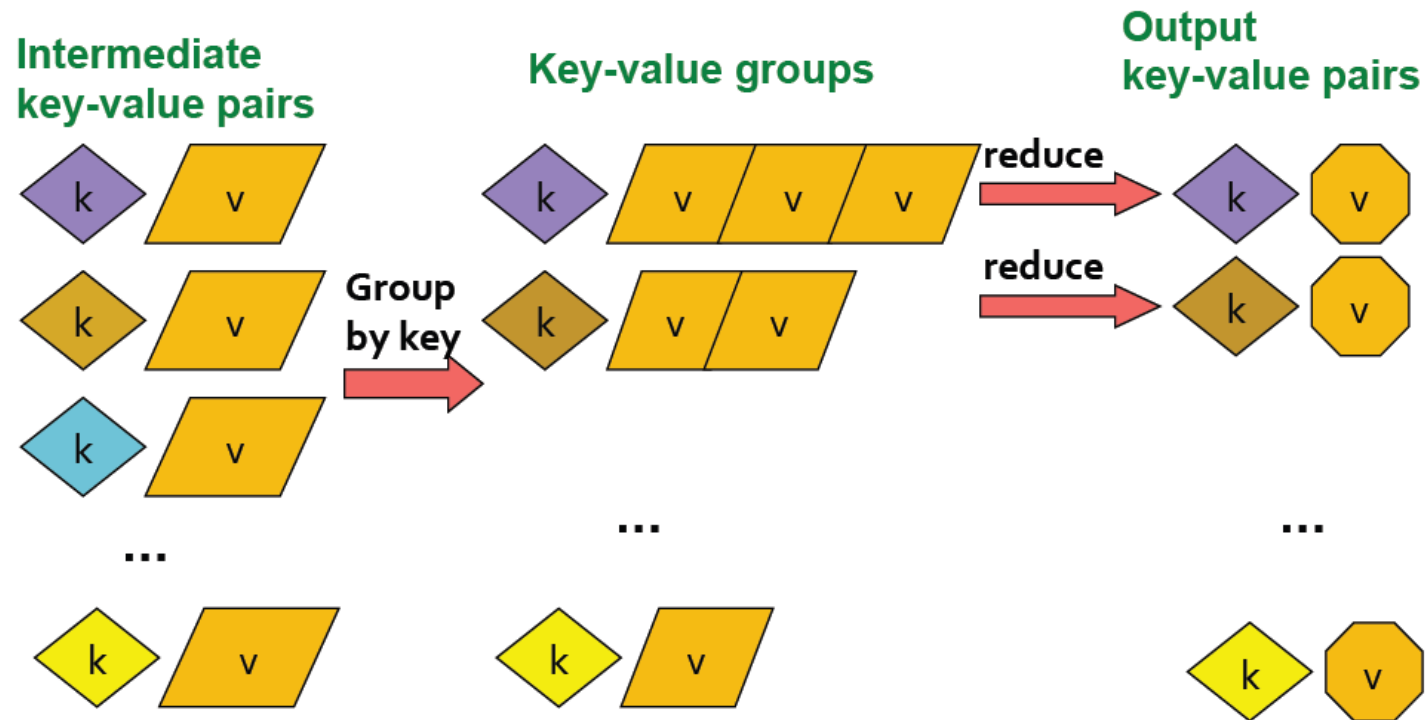
16





# Map-Reduce: Reduce

17



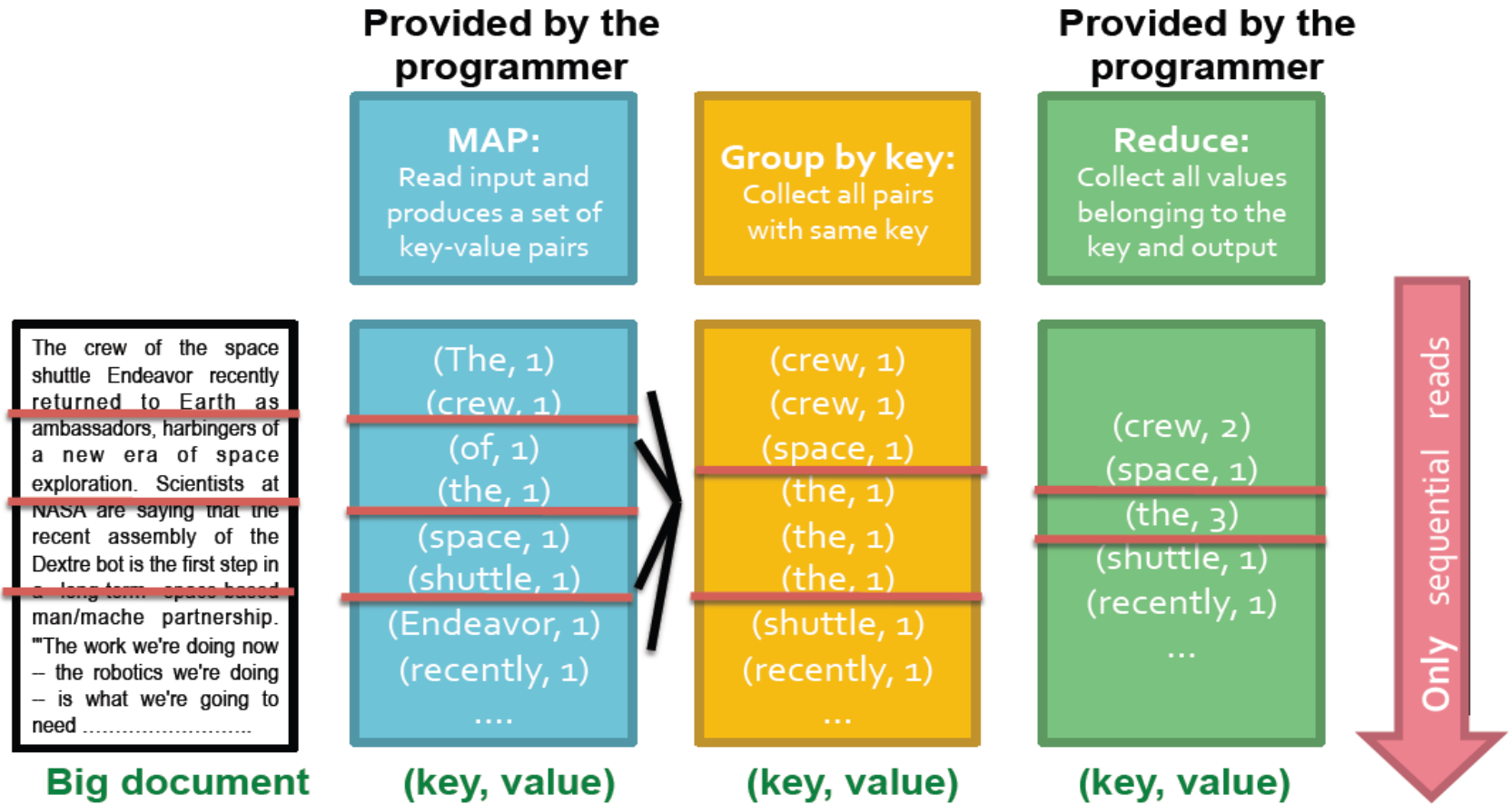
# Bardziej formalnie ....

18

- Input: zbiór par <klucz, wartość>
- Programista przygotowuje dwie metody
  - Map( $k, v$ )  $\rightarrow$   $\langle k', v' \rangle$ 
    - Pobiera parę <klucz, wartość> i oddaje zbiór par <klucz', wartość'>
    - Map wywołana tylko raz dla każdej pary <klucz, wartość>
  - Reduce( $k', \langle v' \rangle^*$ )  $\rightarrow$   $\langle k', v'' \rangle^*$ 
    - Wszystkie wartości  $v'$  z tą samą wartością klucza  $k'$  są „zredukowane” razem
    - Jest tylko jedna funkcja „Reduce” dla każdej wartości klucza

# Map-Reduce: liczenie słów

19



# Map-Reduce: liczenie słów

20

```
map(key, value) :
```

```
// key: document name; value: text of the document  
  for each word w in value:  
    emit(w, 1)
```

```
reduce(key, values) :
```

```
// key: a word; value: an iterator over counts  
  result = 0  
  for each count v in values:  
    result += v  
  emit(key, result)
```

# Map-Reduce: host size

21

- Przypuśćmy że mamy ogromny zbiór danych sformatowanych w następujący sposób:
  - ▣ Każdy record w postaci: **(URL, rozmiar, data, ...)**
- Zadanie: dla każdego host oceń jego rozmiar.
  - ▣ **Map:** dla każdego recordu wypisz (hostname(URL), rozmiar)
  - ▣ **Reduce:** sumuj rozmiar dla każdego host

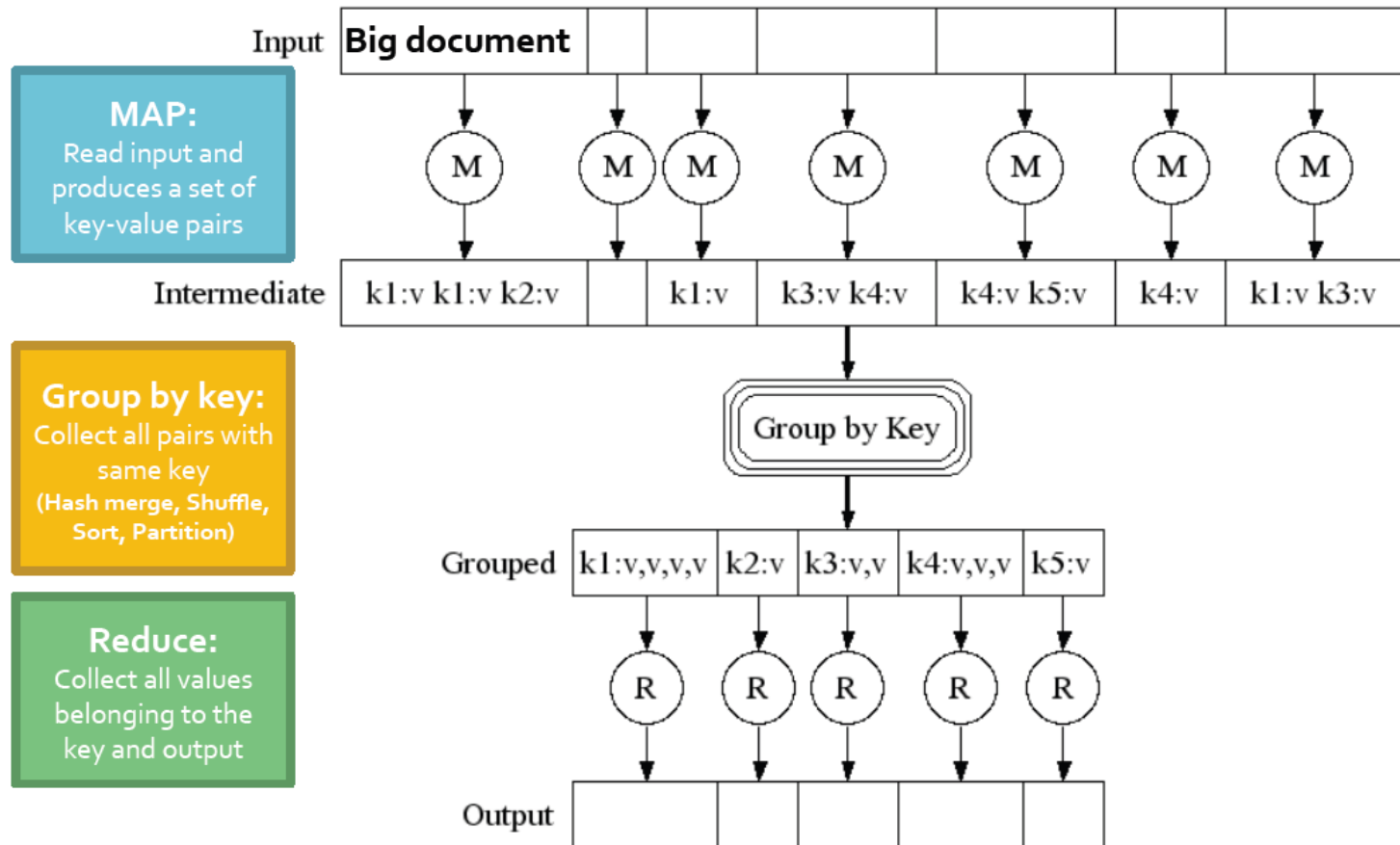
# Map-Reduce: Model języka

22

- Policz ile razy każda z sekwencji 5-ciu słów występuje w danym bardzo dużym zbiorze dokumentów
- **Map:** Extract ( 5-słów sekwencja, ilość) dla danego dokumentu
- **Reduce:** Sumuj ilości dla każdej sekwencji

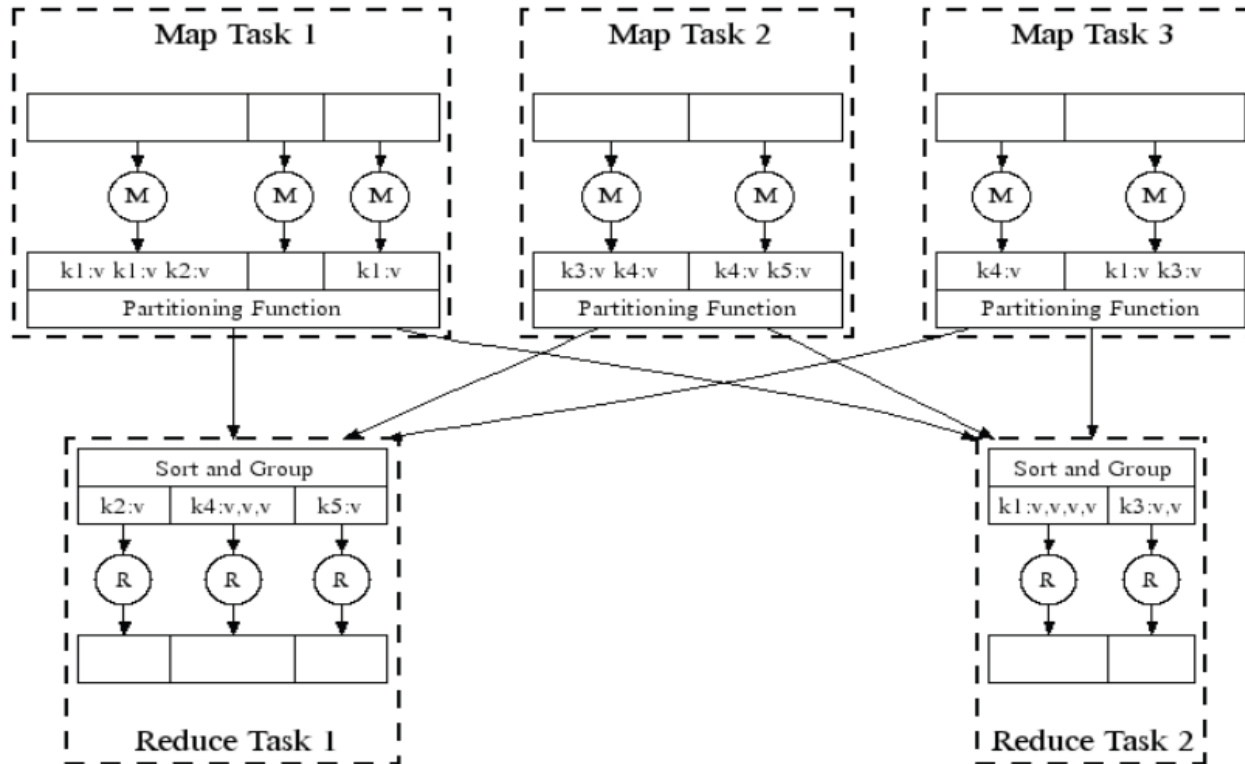
# Map-Reduce: diagram

23



# Map-Reduce: zrównoleglanie

24



**All phases are distributed with many tasks doing the work**



# Map-Reduce: środowisko

25

Środowisko zapewnia:

- **Podział** na części danych wejściowych
- **Zarządza** procesowaniem programu na klastrze CPU
- Przeprowadza **grupowanie** na podstawie klucza
- **Zarządza** komunikacją pomiędzy maszynami

# Map-Reduce: flow danych

26

- Input i output są przechowywane w rozproszonym systemie plików (DFS)
  - System stara się przydzielać procesory jak najbliżej danych
  - Wyniki pośrednie są przechowywane na lokalnych FS nodów wykonujących operacje Map i Reduce.
  - Output jest często inputem do kolejnego kroku Map-Reduce

# Implementacja

27

- Google MapReduce
  - Używa Google File System
  - Niedostępny poza systemem Googla
- Hadoop
  - Open-source implementacja
  - Używa HDFS jako stabilnego systemu dyskowego
- Hive, Pig
  - Dodatkowa funkcjonalność SQL-podobna