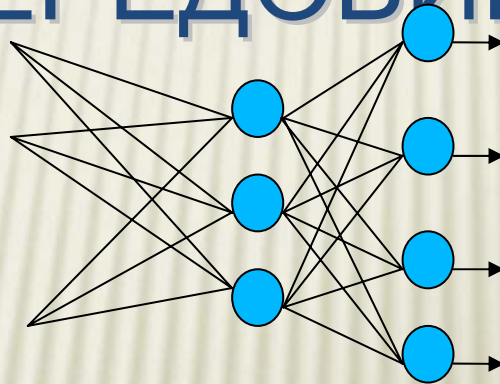


ДОСЛІДЖЕННЯ ПАРАЛЕЛЬНИХ РЕАЛІЗАЦІЙ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У МУЛЬТИПРОЦЕСОРНОМУ СЕРЕДОВИЩІ



Коваленко Андрій,
НТУУ «КПІ» ІПСА

ЗАГАЛЬНІ СТРАТЕГІЇ ПАРАЛЕЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМІВ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

- × Екземплярний паралелізм
- × Блочний паралелізм
- × Нейронний паралелізм

НЕЙРОННИЙ ПАРАЛЕЛІЗМ

- ✘ Нейрони випадково розподіляються та закріплюються між процесорами.
- ✘ За кожним процесором закріплюється n/r нейронів.
- ✘ Приклад доцільного застосування такого підходу – нейронні мережі Кохонена

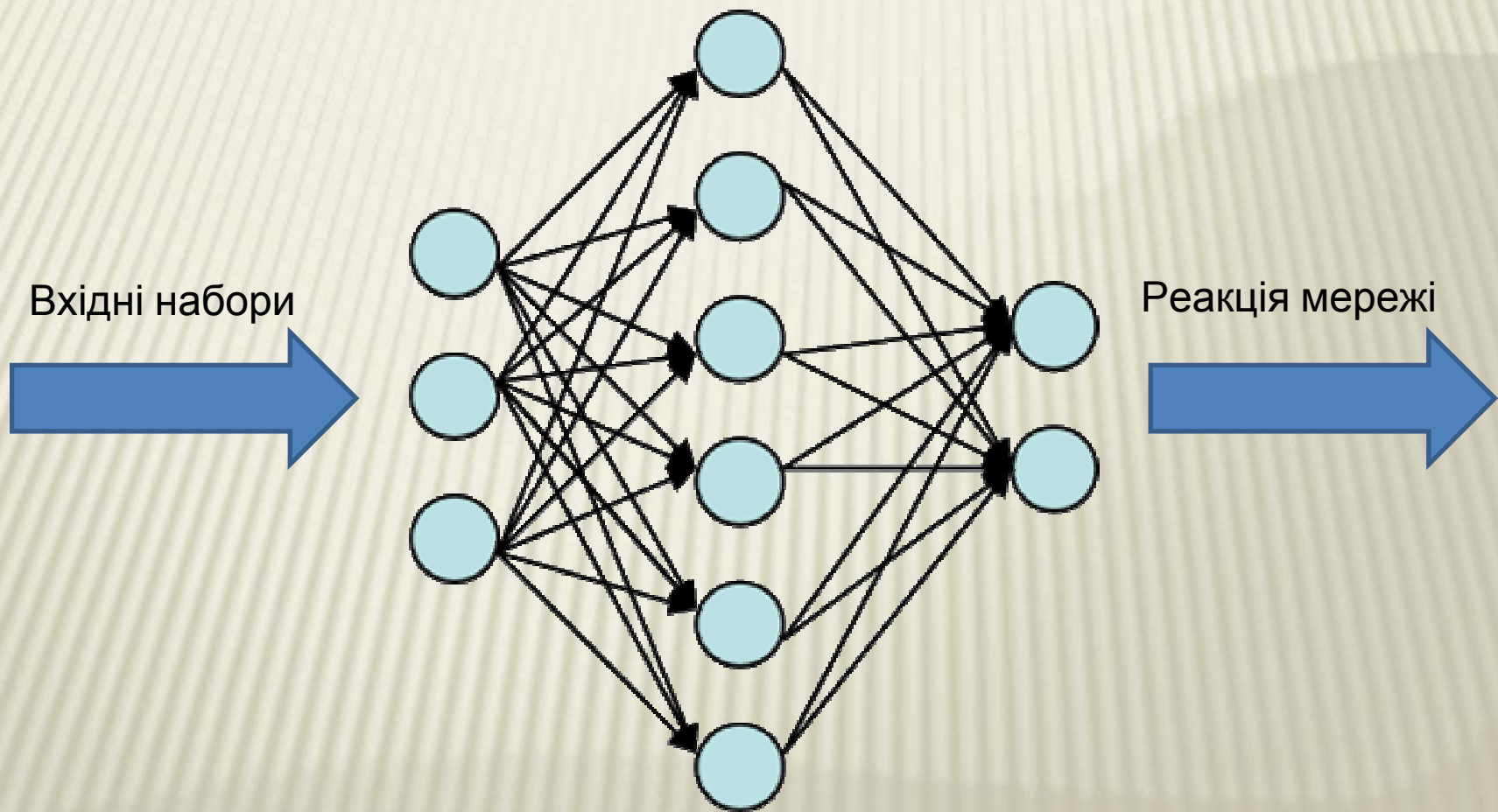
БЛОЧНИЙ ПАРАЛЕЛІЗМ

- ✘ Нейронна мережа розділяється на прямокутні блоки зі зв'язаних нейронів
- ✘ Кожен такий блок закріплюється за деяким процесором.
- ✘ Блочний паралелізм може бути застосований як у процесі навчання, так і у процесі активації нейронної мережі.

ЕКЗЕМПЛЯРНИЙ ПАРАЛЕЛІЗМ

- ✘ Використовує існування великої кількості екземплярів як джерела паралелізму.
- ✘ У випадку використання підходу для навчання нейронної мережі екземплярами будуть виступати навчальні набори для тренування нейронної мережі.

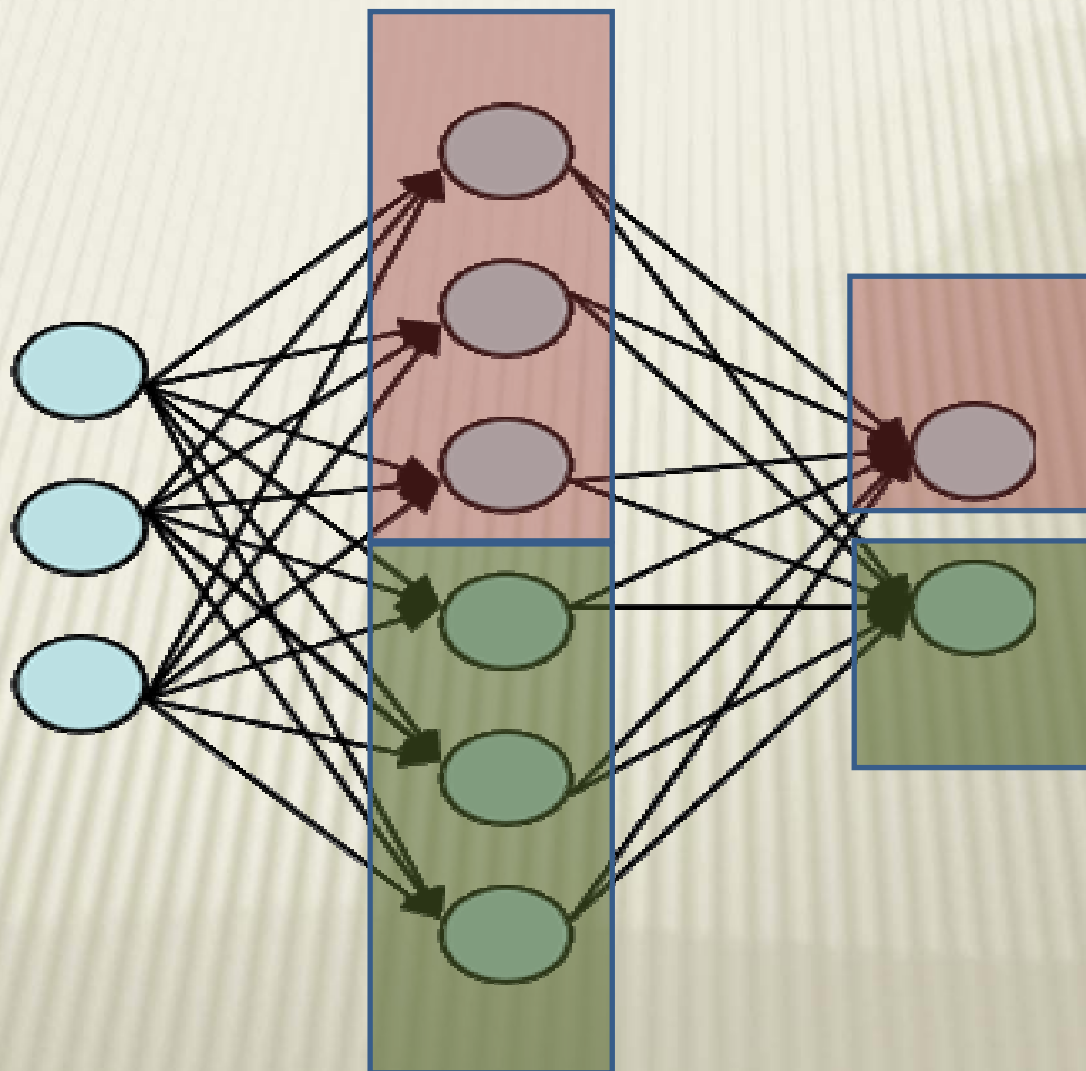
БАГАТОШАРОВИЙ ПЕРЦЕПТРОН



ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ РОЗРАХУНКУ РЕАКЦІЇ МЕРЕЖІ

- ✘ Підхід до безпосередньо паралелізації роботи нейронної мережі дуже залежить від архітектури даної мережі.
- ✘ У випадку, коли використовується мережа типу feed-forward з розділенням на шари, доцільним є використання блочного паралелізму.

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ РОЗРАХУНКУ РЕАКЦІЇ МЕРЕЖІ



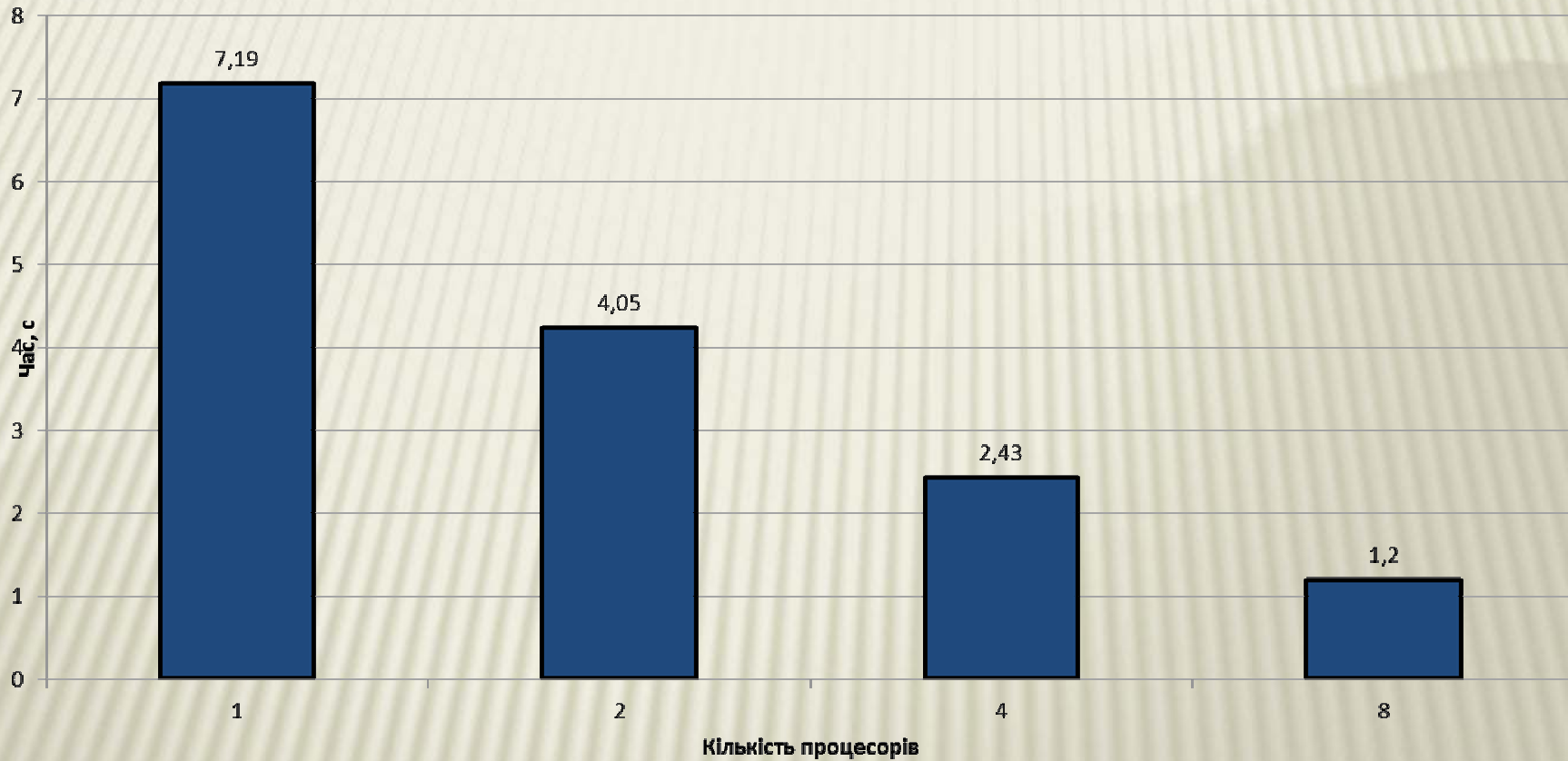
ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ РОЗРАХУНКУ РЕАКЦІЇ МЕРЕЖІ

- ✘ Для кожного нейрону у шарі виконуються обчислення, що не залежать від інших нейронів у цьому ж шарі.
- ✘ Кожен процес повинен мати значення попереднього шару + необхідні вагові коефіцієнти (розповсюджуються при ініціалізації).

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ РОЗРАХУНКУ РЕАКЦІЇ МЕРЕЖІ

- × C++
- × MPI: MPI_Allgatherv(...)
- × Тестова конфігурація 3000 – 25000 – 800
- × Кластер НТУУ «КПІ»

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ РОЗРАХУНКУ РЕАКЦІЇ МЕРЕЖІ



ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ РОЗРАХУНКУ РЕАКЦІЇ МЕРЕЖІ

	2	4	8
Прискорення	1.78	2.95	5.99
Завантаженість у відсотках	89	74	75

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ

- × Принцип back-propagation
- × Batch-training
- × NBN

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ

- ✘ Алгоритм навчання має задачу мінімізувати нев'язки:

$$E = \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M (o_{pm} - d_{pm})^2$$

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ

- ✘ Формула оновлення вагів мережі за правилом Хебба використовуючи градієнтний спуск:

$$w_{k+1} = w_k - \alpha \cdot J_k^T \cdot e$$

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ

$$\times J = \frac{\partial e}{\partial w}$$

\times Модифікація NBN:

$$\times J_{aim} = S_{im} * node_{ai}$$

$\times S$ – розповсюджена зворотньо помилка з виходу m

$\times node_{ai}$ – a -й вхід нейрона i

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ

У кожному процесі розраховується якобіан та матриця нев'язок для наданих навчальних наборів. Розраховується локальний добуток

$$v = J_k^T \cdot e_k$$

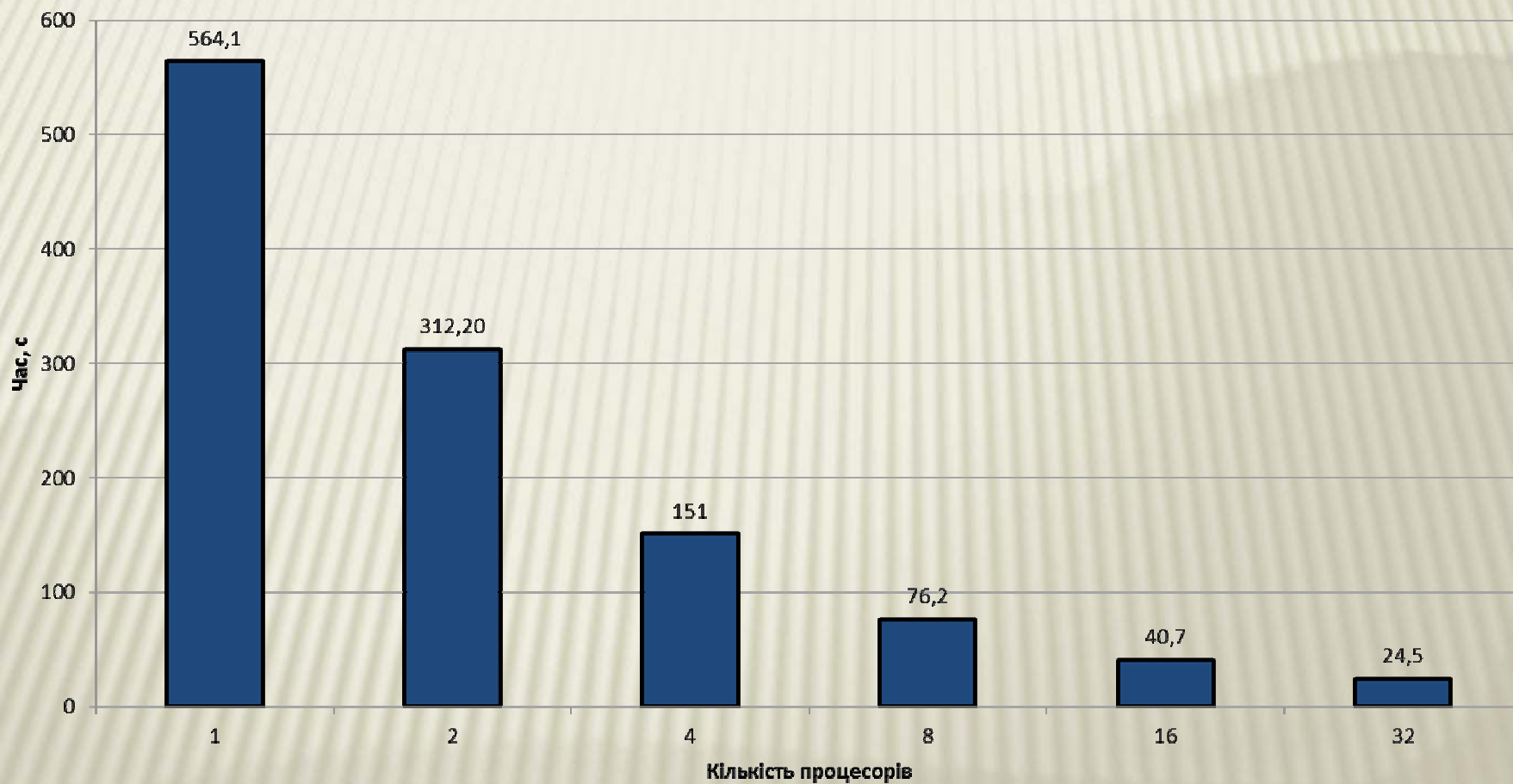
ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ

- ✘ До головного процесу повертаються матриця та вектори нев'язок e . Таким чином кількість елементів, що надсилаються до головного процесу на цьому кроці складає $M(W+P)$.
- ✘ Головний процес розраховує нові вагові коефіцієнти і перевіряє умову зупину

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ

- × C++
- × MPI
- × Тестова конфігурація 110 – 320 – 1
- × Кластер НТУУ «КПІ»

ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ



ПАРАЛЕЛІЗАЦІЯ НАВЧАННЯ МЕРЕЖІ

	2	4	8	16	32
Прискорення	1.8	3.74	7.4	13.9	23
Завантаженість у відсотках	90	94	93	87	72

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ