Sprawdozdanie Semestralne (SS)

Imię i nazwisko: Stanisław Tuszyński
Numer indeksu: 208318

Opracowanie dotyczy:

Mnożenie Macierzy

1 Wstęp

W niniejszym sprawozdaniu semestralnym chciałbym przedstawić i porównać wyniki badań długości obliczeń przeprowadzonych na procesorach CPU i GPU, na podstawie mnożenia macierzy.

Procesory te z założenia diametralnie różnią sie od siebie.

Procesor CPU (ang. Central Processing Unit) – urządzenie cyfrowe sekwencyjne, które pobiera dane z pamięci, interpretuje je i wykonuje jako rozkazy. Ich budowa (poza miniaturyzacja) nie zmieniła się zbytnio od czasu ich powstania, jednakże współcześnie większość procesorów ma wielordzeniową budowę.

Procesor GPU - Graphics Processing Unit, procesor graficzny - jest główną jednostką obliczeniową znajdującą się w nowych kartach graficznych. Najbardziej zaawansowane procesory graficzne używane są obecnie w niezależnych urządzeniach, które nazywa się "dedykowane karty graficzne". Takie karty montuje się na płytach głównych, za pomocą dedykowanych do takich zastosowań połączeń/slotów.

CUDA (ang. Compute Unified Device Architecture) - Opracowana przez firmę Nvidia uniwersalna architektura procesorów wielordzeniowych (głównie kart graficznych) umożliwiająca wykorzystanie ich mocy obliczeniowej do rozwiązywania ogólnych problemów numerycznych w sposób wydajniejszy niż w tradycyjnych, sekwencyjnych procesorach ogólnego zastosowania.

W dalszej części tego raportu będę przedstawiał poszczególne wyniki badań i porównam ich rezultaty, dokonując weryfikacji tej tezy.

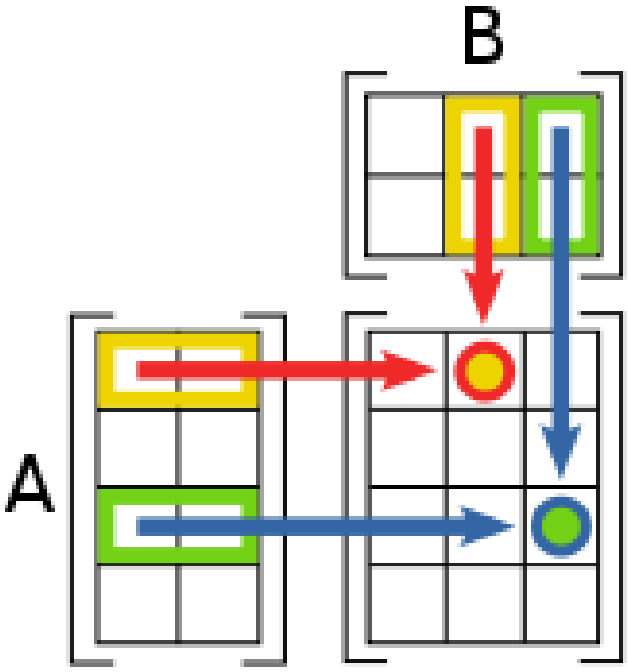
2 Algorytm podstawowy

Algorytm zastosowany w opracowaniu jest podstawowym z definicji sposobem na mnożenie macierzy.
Każdy element iloczynu macierzy jest iloczynem skalarnym odpowiedniego wiersza pierwszej macierzy i odpowiedniej kolumny drugiej macierzy

$$c_{ij} = a_i \cdot b_j^\top \tag{1}$$

gdzie $b_j^\top$ oznacza transpozycję macierzy b.

Rysunek 1: Algorytm mnożenia macierzy



Przykładowo:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ -1 & 3 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 2 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1 \cdot 3 + 0 \cdot 2 + 2 \cdot 1) & (1 \cdot 1 + 0 \cdot 1 + 2 \cdot 0) \\ (-1 \cdot 3 + 3 \cdot 2 + 1 \cdot 1) & (-1 \cdot 1 + 3 \cdot 1 + 1 \cdot 0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 1 \\ 4 & 2 \end{bmatrix} \tag{2}$$

3 Zastosowane optymalizacje

W przypadku obliczeń wykonywanych na zwykłym procesorze, jedynym istotnym elementem optymalizacji, było odpowiednie umieszczenie znacznika odpowiedzialnego za rozpoczęcie pomiaru czasu, zbyt wczesna jego aktywacja mogłaby zakłamać wynik ponieważ zawierałby w sobie także czas mi. alokacji macierzy.
W przypadku GPU optymalizacja obliczeń jest bardzo szeroko pojętym tematem, a ich struktura bardzo rozwijana.
Najważniejszym jednak jej elementem było zastosowanie tzw. Tiling, oraz użycia do obliczeń Shared Memory. Podzielenie tych danych daje możliwość nadania ich na większą ilość bloków wyposażoną w swoją ilość wątków, a nie wymaga operowania na jednym dużym bloku, jak w przypadku przykładu pokazywanego na zajęciach.
Praca na Shared Memory zmniejsza także dramatycznie opóźnienia, ponieważ jest o wiele szybsza od pamięci globalnej.

4 Metoda pomiaru czasu

W przypadku obliczeń wykonywanych na CPU pobierane są dane bezposrednio z zegara systemowego następnie z nich wyliczany jest czas w jakim wykonana została funkcja. Jak wspomniałem już wcześniej kluczowym jest umiejscowienienie pomiaru.
W przypadku obliczeń na karcie graficznej została zastosowana funkcja cudaEventCreate(), która tworzy nowy obiekt typu event, nastepnie cudaEventRecord(), która ïagrywa(zerując) jego działanie, następnie po dokonaniu obliczeń tą somą funkcją z parametrem ïstopdokonujemy zatrzymania nagrywania. Korzystając z funkcji cudaEventElapsedTime() pobieramy czas od rozpoczecia, do zakończenia nagrywania.

5 Wyniki pomiarów czasu dla CPU

Tabela 1: Czasy CPU

Wielkość macierzy:	Czas:
100	11.673847 ms
200	74.603612 ms
300	251.790940 ms
400	604.130413 ms
500	1268.682194 ms
600	2579.066893 ms
700	4198.604851 ms
800	6193.217853 ms
900	9082.004834 ms
1000	12612.015772 ms
1100	16882.704084 ms
1200	21981.029429 ms
1300	28056.442366 ms
1400	35110.939514 ms
1500	43204.370662 ms
1600	51266.062859 ms
1700	63126.113786 ms
1800	75161.529459 ms
1900	88765.280773 ms
2000	103709.802770 ms
2100	120280.556873 ms
2200	139288.883350 ms
2300	160088.564310 ms
2400	182600.412323 ms

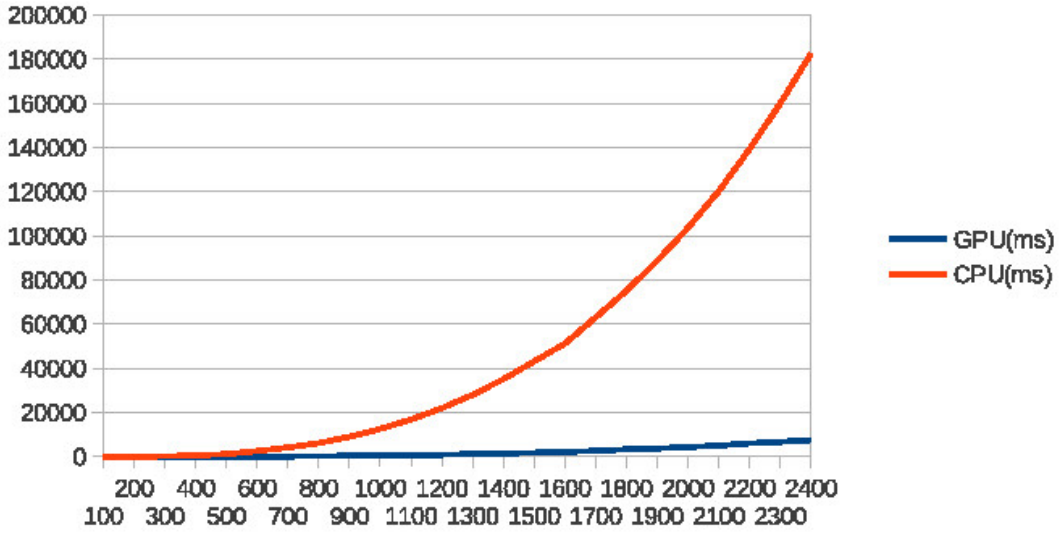
6 Wyniki pomiarów czasu dla GPU

Tabela 2: Czasy obliczeń na GPU

Wielkość macierzy:	Czas:
0	0.079232 ms
100	0.551488 ms
200	4.269696 ms
300	14.238080 ms
400	33.849728 ms
500	67.750595 ms
600	113.755455 ms
700	181.110367 ms
800	270.899353 ms
900	465.675995 ms
1000	534.512329 ms
1100	723.157104 ms
1200	921.981934 ms
1300	1243.891113 ms
1400	1502.229980 ms
1500	1817.975464 ms
1600	2197.729004 ms
1700	2684.107422 ms
1800	3368.512207 ms
1900	3751.183838 ms
2000	4386.408203 ms
2100	5072.078613 ms
2200	6095.252441 ms
2300	6734.618164 ms
2400	7571.132324 ms
2500	8557.098633 ms

7 Porównanie i dyskusja wyników

Rysunek 2: Wykres czasów.



Już na pierwszy rzut oka wyniki bardzo różnią się od siebie. W miarę postępowania badania i zwiększania ilości macierzy długość pracy CPU wzrastała niemal wykładniczo, gdy GPU zdawało się mniej opornie znosić coraz to większe macierze. Ma to związek także z faktem, że im wieksza macierz, tym większy porzytek ze zrównoleglenia zastosowanego w obliczeniach na GPU. Co ciekawe, średni iloraz różnicy w prędkościach wynosił 22x na korzyść GPU, niemal równo bo od 17-24 razy szybszy dla każdego punktu pomiaru.