Algorytmy numeryczne

Zadanie 3 Dawid Bińkuś & Oskar Bir & Mateusz Małecki grupa 1 tester-programista

9 Grudzień 2018

Majority/Consensus problem 1

Sprawozdanie prezentuje analizę problemu przeprowadzenia głosowania większościowego, przedstawionego w sposób następujący:

Dane jest N agentów, o trzech możliwych stanach: $\{Y, N, U\}$, znaczące kolejno: agent głosujący na TAK, agent głosujący na NIE oraz agent niezdecydowany. W każdym kroku omawianego problemu losowanych jest dwóch agentów z równomiernym prawdopodobieństwem $(\frac{2}{n\cdot(n-1)})$. Następnie dochodzi do zmiany stanu wybranych agentów według następujących reguł przejść stanów:

- $\{Y,U\} \rightarrow \{Y,Y\},$
- $\{Y, N\} \rightarrow \{U, U\},$
- $\{N, U\} \to \{N, N\},$

Kroki wykonywane są, dopóki wszyscy agenci nie będą jednakowego stanu.

Dla danego prawdopodobieństwa $P_{\#Y,\#N}$, niech #N oznacza ilość agentów głosujących na NIE, a #Y ilość agentów głosujących na TAK. Program przygotowany w ramach projektu, ma na celu obliczenie prawdopodobieństwa zagłosowania na TAK przy liczbie agentów równej N i określonym stanie początkowym. Do jego obliczenia wykorzystany został układ równań liniowych obliczony za pomocą 3 różnych algorytmów:

- Algorytm Gaussa z częściowym wyborem elementu początkowego (nazywany dalej PG) oraz jego wariant z optymalizacją dla macierzy rzadkich (nazywany dalej PGS)

• Algorytm Jacobiego z postacią iteracyjną:
$$x_i^{(k+1)} = \frac{-\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j^k + b_i}{a_{ii}}, i=1,2,...,n, j \neq i.$$

• Algorytm Gaussa-Seidela z postacią iteracyjną:
$$x_i^{(k+1)} = \frac{-\sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} + b_i}{a_{ii}}$$

Implementacja i możliwość stosowania metod iteracyjnych $\mathbf{2}$

2.1Generowanie układu równań dla danej liczby agentów

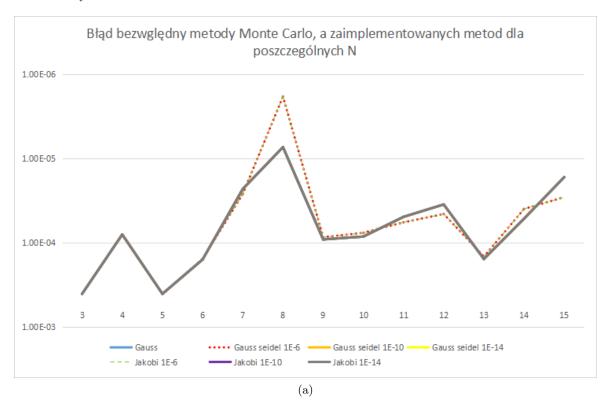
Generowanie układu równań dla danego N odbywa się w sposób następujący:

- 1. Określenie wszystkich możliwych przypadków (ilość agentów #Y oraz ilość agentów #N),
- 2. Wyliczenie wszystkich możliwych kombinacji bez powtórzeń za pomocą Symbolu Newtona $\binom{N}{2}$,
- 3. Wygenerowanie równań dla poszczególnych przypadków,
- 4. Osadzenie równań w macierzy
- 5. Wypełnienie wektora B zerami z wyjątkiem ostatniej wartości (gdyż ostatni przypadek jest zawsze przypadkiem pewnym, tj $P_{\#Y=N,\#N=0}=1$)

2.2Prawidłowość implementacji

By zweryfikować poprawność implementacji zarówno generowania macierzy jak i obliczania stworzonego w ten sposób układu równań, wykonane zostały testy dla $N \in [3,15]$, których zadaniem było obliczenie wszystkich możliwych prawodopodobieństw i zestawienie ich z prawdopodobieństwem wyliczonym za pomoca metody MonteCarlo w ilości iteracji = 1000000 Błedy osiagniete za pomoca metod Gaussa 1a osiągają wartości rzędu 1, co biorac pod uwage niedoskonałość metody MonteCarlo jest wynikiem jak najbardziej zadowalającym.

Rysunek 1: Wykres reprezentujący błąd bezwzględny metod Gaussa oraz metod iteracyjnych względem metody MonteCarlo



2.3 Metody iteracyjne a problem

Wnioskując z wykresu 1a możemy śmiało stwierdzić, iż metody iteracyjne są jak najbardziej słusznym sposobem na rozwiązanie problemu. Jednakże, najistotniejszym czynnikiem w przypadku ich działania jest zakładana dokładność obliczeń, tj $\|X^{(k+1)}-X^{(k)}\| < p,$ gdzie p= zadana precyzja. W przypadku zadanej dokładności równej 10^{-6} zauważyć można że, różnice względem wartości wyliczonej za pomocą metody MonteCarlo są większe niż w przypadku metod iteracyjnych z większą zadaną dokładnością $(10^{-10},10^{-14}).$

Wniosek 1 Metody iteracyjne umożliwiają rozwiązanie problemu aczkolwiek, by osiągnąć dokładniejsze wyniki, należy zwiększyć dokładność, a co za tym idzie - liczbę iteracji, co znacząco wydłuża czas działania algorytmu.

3 Analiza wyników i wydajność zaimplementowanych algorytmów

3.1 Analiza wyników

Błąd bezwzględny dla poszczególnych metod był wyliczany w sposób następujący:

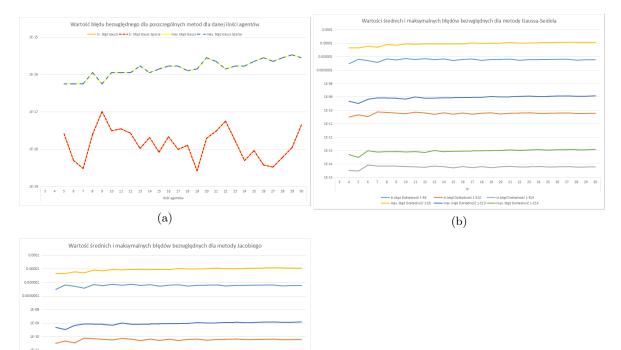
- 1. Wygenerowana została macierz A oraz wektor B
- 2. Za pomocą danego algorytmu obliczany zostaje wektor X (wynikowy)
- 3. Wykonujemy operację $A \cdot x = b'$
- 4. Wyliczany jest błąd bezwzględny kolejnych wartości wektora b' względem wektora b
- 5. Jako błąd przechowywana jest największa wartość oraz jej średnia

3.1.1 Gauss oraz Gauss z optymalizacją dla macierzy rzadkich

Przeanalizujmy wykres 2a. Zostało na nim przedstawione zestawienie wyników dla wartości średniej oraz maksymalnej błędu bezwzględnego. Z wartości na nich ukazanych wynika, że w przypadku metod PG oraz PGS, zarówno maksymalny jak i średni błąd jest identyczny.

Wniosek 2 Algorytm PG oraz PGS osiągają taką samą dokładność. Dodanie optymalizacji dla macierzy rzadkich nie ma żadnego wpływu na końcowy wynik.

Rysunek 2: Wykresy reprezentujące czas wykonania i błędy bezwzględne zaimplementowanych algorytmów



3.1.2 Algorytmy iteracyjne

(c)

Przeanalizujmy wykresy 2b oraz 2c. Prezentują one maksymalny oraz średni błąd bezwzględny dla różnej zadanej dokładności: 10^{-6} , 10^{-10} oraz 10^{-14} . Wnioski z nich są następujące:

Wniosek 3 Zarówno algorytm Jacobiego jak i Gaussa-Seidela oferują taką samą dokładność, w zależności od tego jaka precyzja była zadana. Warunek kończący iterowanie był zależny od maksymalnego błędu między kolejnymi iteracjami - stąd mniejszy średni błąd bezwzględny

3.2 Wydajność

${\bf 3.2.1} \quad {\bf Metody} \ {\bf PG} \ {\bf oraz} \ {\bf PGS}$

3.2.2 Metody iteracyjne

W przypadku metod iteracyjnych, należy

3.2.3 Podsumowanie

4 Podział pracy

Dawid Bińkuś	Oskar Bir		Mateusz Małec	ki
Implementacja algorytmu PG	Implementacja	algorytmu	Implementacja algorytmu Ja-	
oraz PGS	Gaussa-Seidela		cobiego	
Przygotowanie sprawozdania	Przygotowanie	testów i ich	Praca nad strukturą projektu	
	uruchomienie			
Implementacja algorytmu ge-	Przygotowanie	wykresów	Implementacja	symulacji
nerowania macierzy	końcowych		MonteCarlo	