



Fundusze
Europejskie
Wiedza Edukacja Rozwój



Rzeczpospolita
Polska

Politechnika
Warszawska

Unia Europejska
Europejski Fundusz Społeczny



WSTĘP DO MATEMATYKI FINANSOWEJ

BARTOSZ KOŁODZIEJEK






WYDZIAŁ MATEMATYKI I NAUK INFORMACYJNYCH

Laboratoria 5

Projekt „NERW 2 PW. Nauka - Edukacja - Rozwój - Współpraca” współfinansowany ze środków Unii Europejskiej w ramach Europejskiego Funduszu Społecznego.

Zadanie 10 pn. „Modyfikacja programów studiów na kierunkach prowadzonych przez Wydział Matematyki i Nauk Informacyjnych”, realizowane w ramach projektu „NERW 2 PW. Nauka - Edukacja - Rozwój - Współpraca”, współfinansowanego jest ze środków Unii Europejskiej w ramach Europejskiego Funduszu Społecznego.

April 24, 2025

Legenda:  – Definicja, **TW.** – Twierdzenie,  – Przykład,  – Uwaga, **LEM.** – Lemat,  – Oznaczenie,  – dla chętnych (może być trudne)

1. L5 - MONTE CARLO DO WYCENY W MODELU CRR

Przypomnij sobie model CRR z pliku L3.pdf. Przypomnij sobie metody Monte Carlo z pliku L4.pdf.

- (1) Aby dokładnie obliczyć wartość wypłaty na rynku CRR, która potencjalnie może zależeć od całej trajektorii, trzeba przejrzeć wszystkie trajektorie. Dla większych wartości T , szybko robi się to bardzo wymagające obliczeniowo.
- (2) Można stosować metody Monte Carlo do estymacji wartości wypłaty. Dzięki temu wynik otrzymamy dużo szybciej, choć nie będziemy mieli pewności co do jego poprawności.
- (3) MPWL gwarantuje, że estymator

$$\hat{V}_{MC}(M) = \frac{1}{(1+r)^T} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \text{payoff}(\{S_t^{(i)}\}_{t=0}^T)$$

zbiega się do wartości oczekiwanej wypłaty wraz ze wzrostem liczby ścieżek M , a typowy błąd maleje jak $O(1/\sqrt{M})$.

2. ZADANIA


2.1. Implementacja funkcji Monte Carlo. Do swojej implementacji Python z rynkiem CRR dopisz funkcję `evaluate_mc(M)` z odpowiednimi dodatkowymi parametrami (zależnymi od Twojej implementacji), która:

- Generuje M ścieżek $(S_t^{(i)})_{t=0}^T$ według modelu CRR (z prawdopodobieństwem martyngałowym).
- Liczy payoff na końcu każdej ścieżki.

- Zwraca estymowaną wartość $\hat{V}_{MC}(M) = \frac{1}{(1+r)^T} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \text{payoff}((S_t^{(i)})_{t=0}^T)$.

2.2. Eksperyment zbieżności. Wyceń wypłatę $X = \max_{t \in T} \{S_t\}$.

- 1) Oblicz wartość dokładną V_{exact} za pomocą kodu z L3.
- 2) Narysuj wykres zbieżności estymatora $\hat{V}_{MC}(M)$, czyli na osi OX liczbę wylosowanych ścieżek M , a na osi OY wartość $\hat{V}_{MC}(M)$ obliczona na podstawie pierwszych M ścieżek.
- 3) Na wykresie dodatkowo zaznacz V_{exact} . Zinterpretuj.
- 4) Porównaj szybkość zbieżności dla różnych T . Mały i duży (duży T to taki, dla którego Twoja implementacja jeszcze pozwala na obliczenie dokładnej wartości).
- 5) Wyestymuj przy pomocy Monte Carlo wartość dla T tak dużego, że Twoja implementacja nie pozwala na znalezienie dokładnej wartości, ale pozwala na ustabilizowanie estymatora Monte Carlo.

2.3.  Szybkość obliczeń.

- Czy implementacja pętli w numpy zamiast w Python wpływa na szybkość obliczeń?
- Czy implementacja w C (Cython itp.) poprawia szybkość obliczeń?
- Czy można zrównoleglić obliczenia? (użyj np. moduł `multiprocessing` lub `joblib`)

Użyj `timeit.timeit(...)` lub `%timeit` do precyzyjnego pomiaru czasu wykonania.