

Raport z listy 3

Jakub Kowalczyk

Zadanie 1

1. Pokrycie dla wartości oczekiwanej (Znana Wariancja)

Rozkład	20	50	100
Laplace (a)	0.9495	0.9466	0.9493
Laplace (b)	0.9449	0.9506	0.9531
Logistic (a)	0.9472	0.9501	0.9481
Logistic (b)	0.9494	0.9492	0.9549
Normal (a)	0.9488	0.9500	0.9486
Normal (b)	0.9489	0.9486	0.9488
Student-t (a)	0.9547	0.9536	0.9523
Student-t (b)	0.9523	0.9520	0.9517
Student-t (c)	0.9509	0.9500	0.9476

2. Pokrycie dla wartości oczekiwanej (Nieznana Wariancja)

Rozkład	20	50	100
Laplace (a)	0.9519	0.9473	0.9469
Laplace (b)	0.9512	0.9479	0.9535
Logistic (a)	0.9508	0.9510	0.9474
Logistic (b)	0.9502	0.9510	0.9546
Normal (a)	0.9468	0.9504	0.9506
Normal (b)	0.9490	0.9456	0.9503
Student-t (a)	0.9601	0.9531	0.9506
Student-t (b)	0.9531	0.9534	0.9526
Student-t (c)	0.9484	0.9490	0.9495

3. Pokrycie dla wariancji

Rozkład	20	50	100
Laplace (a)	0.8204	0.7967	0.7904
Laplace (b)	0.8201	0.8006	0.7896
Logistic (a)	0.8984	0.8956	0.8787
Logistic (b)	0.8941	0.8851	0.8857
Normal (a)	0.9492	0.9488	0.9516
Normal (b)	0.9486	0.9530	0.9489
Student-t (a)	0.6661	0.5660	0.4947

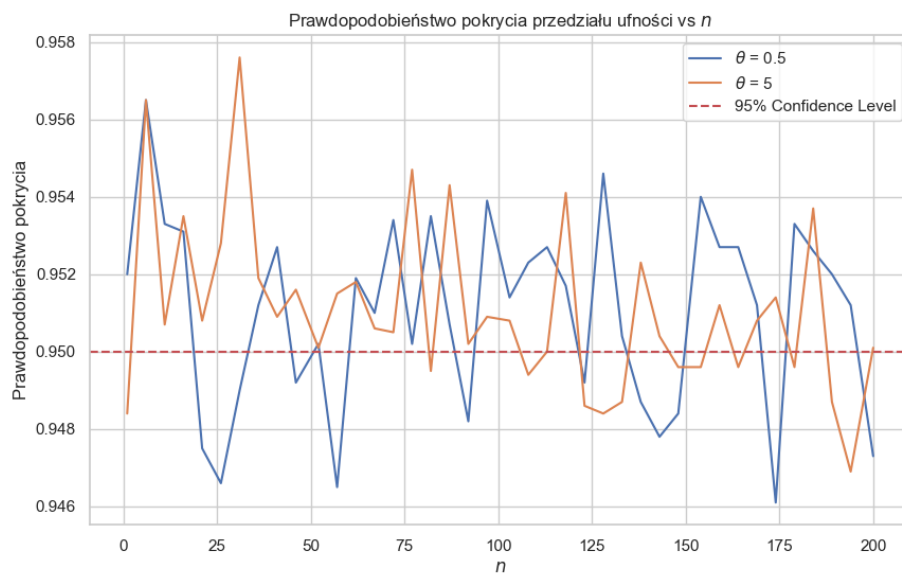
Rozkład	20	50	100
Student-t (b)	0.9076	0.8993	0.8956
Student-t (c)	0.9316	0.9297	0.9295

Komentarz:

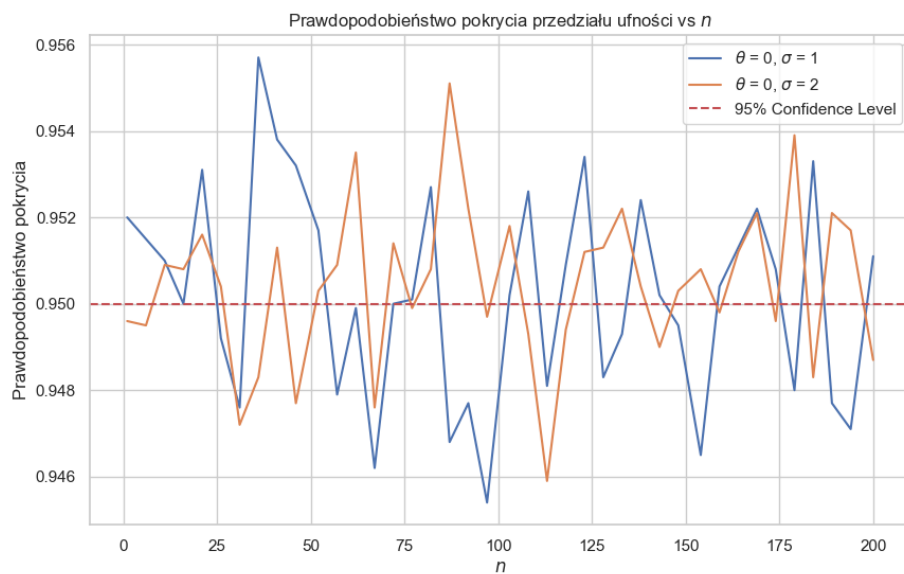
- Estymacja przedziałowa średniej jest odporna na naruszenie założenia o normalności rozkładu. Mimo że generowaliśmy dane z rozkładów innych niż normalny, prawdopodobieństwo pokrycia dla średniej i tak jest blisko 0.95 (dla rozkładu normalnego oczywiście też). Jest to zgodne z tym, czego spodziewamy się na podstawie CTG.
- To, czy znamy wariancję czy nie za bardzo nie wpływa na obserwowane wyniki, ponieważ nawet dla $n = 20$ próba jest już dostatecznie duża.
- Estymacja przedziałowa wariancji nie jest odporna na odstępstwa od normalności, ponieważ dla rozkładów Laplace’a, Logistycznego i t-Studenta mamy większe ogony. Z tego powodu powstają nam outliery, które wpływają znacząco na wyliczanie estymatora wariancji, co wpływa na oszacowanie prawdopodobieństwa pokrycia parametru przez przedział ufności.

Zadanie 2

a) $\beta(\theta, 1)$



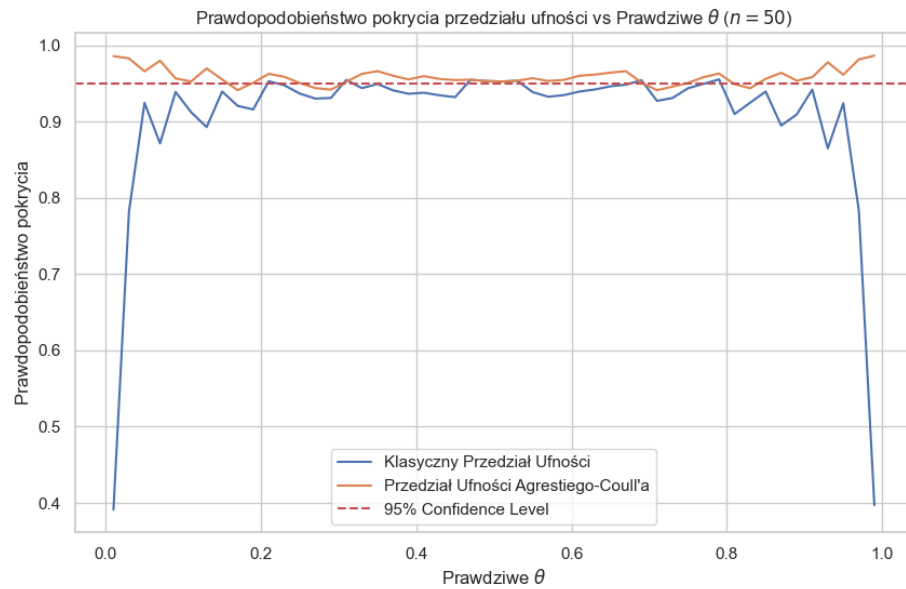
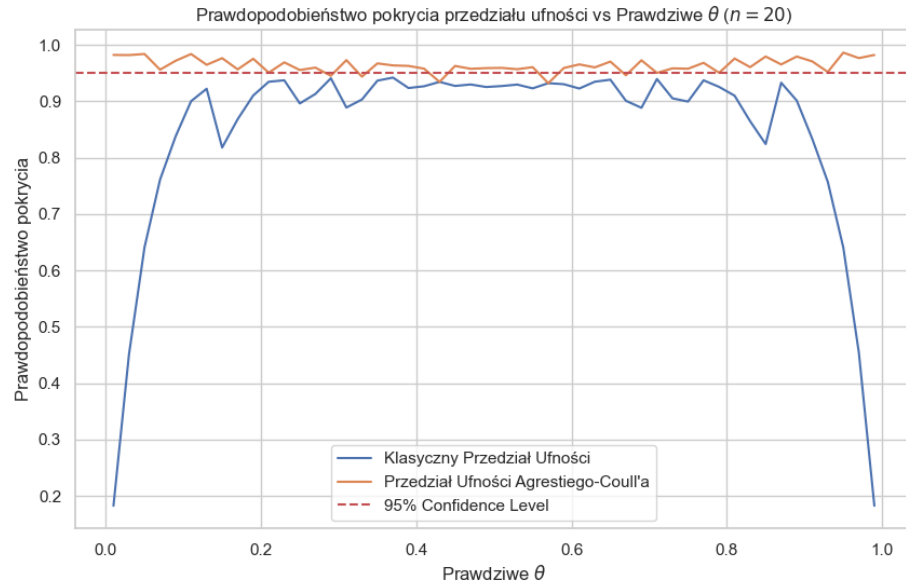
b) $Lognorm(\theta, \sigma)$

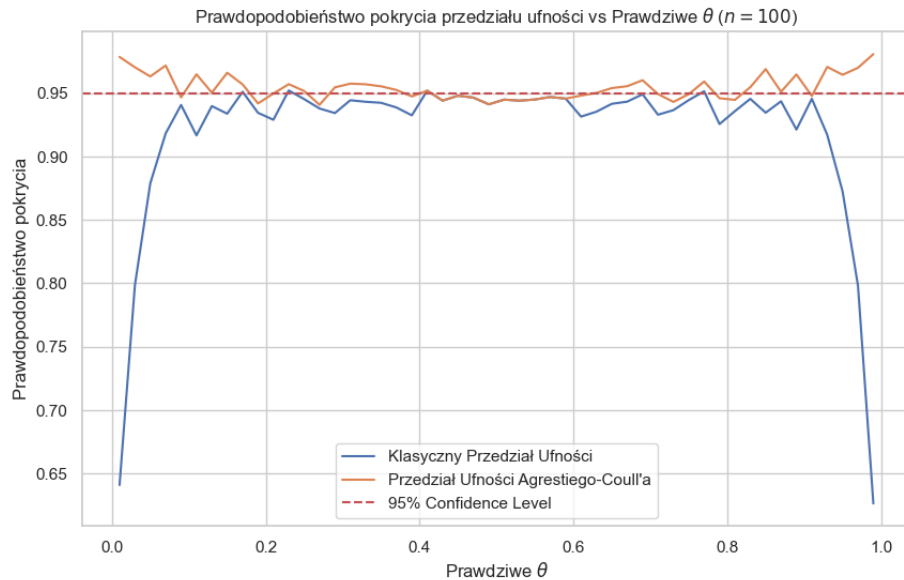


Komentarz:

- Estymatory MLE dla obu rozkładów posiadają własność asymptotycznej normalności. Dla dużych rozmiarów próby n , prawdopodobieństwo pokrycia nieznanego parametru θ przez skonstruowany przedział ufności oscyluje coraz dokładniej wokół oczekiwanego poziomu ufności 0.95.
- Zmiana parametrów rozkładu w obu przypadkach nie wpływa na tę własność.

Zadanie 3



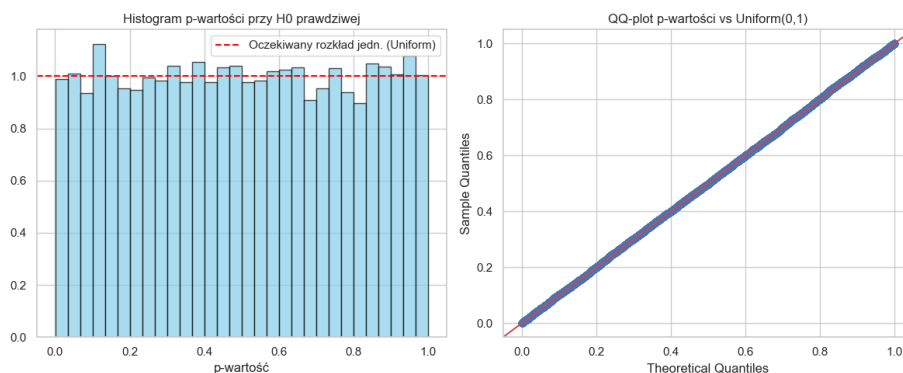


Komentarz:

- Klasyczny przedział ufności nie radzi sobie dla prawdziwej wartości θ blisko 0 lub blisko 1. W takich wypadkach próba ma często same porażki lub same sukcesy, co powoduje, że przedział ufności jest bardzo mały. W takim wypadku prawdziwe teta często leży poza przedziałem.
- Metoda Agrestiego-Coulla dodaje sztucznie dwa sukcesy i dwie porażki. Ma to małe znaczenie w przypadku, gdzie θ nie osiąga skrajnych wartości, natomiast na końcach wykresu widać znaczną poprawę. Wynika to z faktu, że mamy mniej zdegenerowanych przypadków, gdzie otrzymujemy praktycznie same sukcesy lub praktycznie same porażki.
- Wraz ze wzrostem rozmiaru próby n różnica między dwoma metodami jest coraz mniejsza, co jest spodziewane.

Zadanie 4

a) Przy pojedynczej próbie uzyskałem p-wartość = 0.7288, a zatem mamy brak podstaw do odrzucenia H_0 .



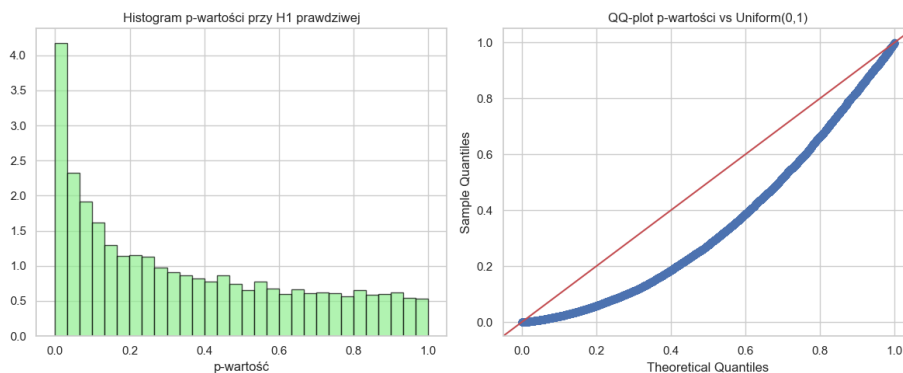
b)

P-wartości są rozłożone jednostajnie. Jeśli H_0 jest prawdziwa, to każda p-wartość jest tak samo prawdopodobna.

Obliczenia dla 10000 symulacji:

- Empiryczny błąd I rodzaju: 0.0491
- 95% Przedział ufności: [0.0449, 0.0533]

c) Przy pojedynczej próbie uzyskałem p-wartość = 0.0283, a zatem odrzucamy H_0

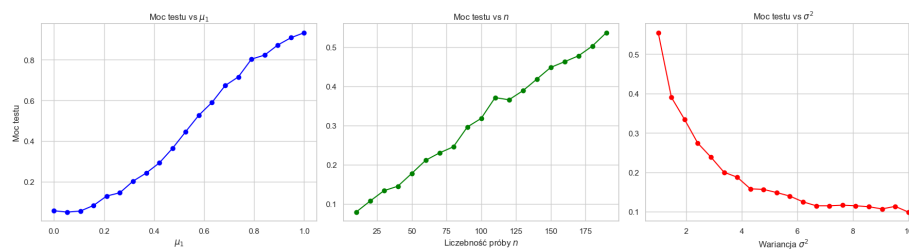


d)

Histogram jest mocno przechylony w lewą stronę, co oznacza, że nasz test często wykrywa odstępstwo od 0.

Obliczenia dla 10000 symulacji:

- Empiryczna moc testu: 0.1812
- 95% Przedział ufności dla mocy: [0.1737, 0.1887]



e)

- Moc vs μ_1 - Im bardziej μ_1 różni się od zera, tym łatwiej wykryć to w teście, dlatego moc rośnie.
- Moc vs n - Im więcej danych, tym precyzyjniej estymujemy, więc łatwiej odrzucić fałszywą hipotezę zerową, dlatego moc rośnie.
- Moc vs σ^2 - Im większy szum danych, tym trudniej zauważyć przesunięcie średniej o 0.3, dlatego moc spada.