Zmienna objaśniana:

Robbery – liczba rozbojów

Zmienne objaśniające:

Gdp_per_capita – PKB per capita (w tys. Euro). Im wyższe PKB na głowę tym mniej skłonni mogą być ludzie do rozbojów.

Pop_density – liczbę osób w przeliczeniu na km². Im większa populacja tym prawdopodobnie większa skłonność ludzi do rozbojów.

"Uwzględniając wszystkie województwa, należy stwierdzić, że gęstość zaludnienia miała na przestępstwa rozbójnicze znaczący wpływ w 13 województwach" (Adamczyk, 2011)

Emp_share – udział osób pracujących w populacji. Wyższy udział ludności pracującej powoduje niższą liczbę rozbojów.

"Z badań wpływu różnych czynników na przestępstwa rozbójnicze, należy wskazać, że stan zatrudnienia, bezrobocia [..] w Polsce mają wpływ na przestępstwa rozbójnicze" (Adamczyk, 2011)

Bezrobocie i stan zatrudnienia są silnie powiązane z udziałem osób pracujących w populacji, a więc uzasadnione jest użycie tej zmiennej w modelu.

```
Coefficients:
                                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                                          150.13312
                                                                 0.152
(Intercept)
                               217.64365
                                                       1.450
spatial_data2$gdp_per_capita
                                 2.61220
                                             7.93436
                                                       0.329
                                                                 0.743
                                             0.04979
                                                       6.835 3.87e-09
spatial_data2$pop_density
                                 0.34034
                              -220.12391
                                          406.65823
                                                      -0.541
spatial_data2$emp_share
```

Oszacowania parametrów przy zmiennych gdp_per_capita oraz emp_share są statystycznie nieistotne, a więc szacuję model tylko ze zmienną pop_density.

```
Coefficients:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

(Intercept) 155.15683 21.63037 7.173 8.57e-10 ***

spatial_data2$pop_density 0.33523 0.02653 12.636 < 2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

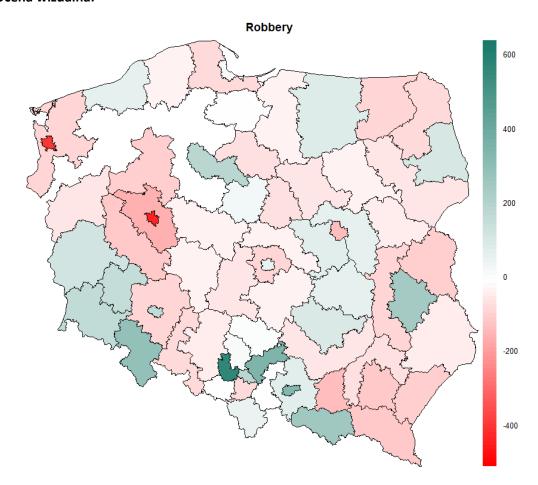
Residual standard error: 155 on 65 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.7107, Adjusted R-squared: 0.7062

F-statistic: 159.7 on 1 and 65 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Oszacowania parametrów są statystycznie istotne. Wysokie R^2 świadczy o dobrym dopasowaniu modelu do danych.

Ocena wizualna:



Widać że w regiony ze sobą sąsiadujące w większości posiadają ujemne lub dodatnie reszty, a więc podejrzewamy, że występuje dodatnia autokorelacja przestrzenna. Wyjątkiem jest region Warszawy, Wrocławia, Łodzi oraz region wokół Lublina. We wspomnianych regionach występuje negatywna autokorelacja przestrzenna.

Do testowania obecności procesów przestrzennych użyta została macierz W2, a więc oparta na odwróconych kwadratach odległości. Załóżmy, że pewna grupa przestępcza działa w jednym regionie. Prawdopodobnie chętniej wybiorą oni bliższe lokalizacje niż te dalsze o podobnej atrakcyjności, a więc macierz W2 najlepiej przedstawi relacje przestrzenną regionów.

Globalny test Morana

Moran I statistic standard deviate = 2.366, p-value = 0.008991 alternative hypothesis: greater

Odrzucamy H0 mówiącą o nie występowaniu efektów przestrzennych na rzecz H1, która mówi o występowaniu efektów przestrzennych (dodatnia autokorelacja przestrzenna), przy poziomie istotności wynoszącym 1%.

Lokalny test Morana

	-					
	Ii	E.Ii	Var.Ii	Z.Ii	Pr(z > 0)	
1	-0.175277885	-0.01515152	0.85906960	-0.172762183	1.0000000000	
2	-0.172326826	-0.01515152	0.85600986	-0.169881053	1.0000000000	
3	-0.032555927	-0.01515152	0.04055548	-0.086424045	1.0000000000	
4	-0.027814219	-0.01515152	0.03343999	-0.069245794	1.0000000000	
5				0.150248530		
6				-0.358294047		
7				0.090122424		
8	-0.167746728					
9	-0.113384018					
10	0.060222166					
11				1.086836467		
	-0.520093653					
13				0.290739502		
14				0.283972295		
15	0.134890185				1.0000000000	
	-0.082629860					
17				1.196682665		
	0.029614476					
19				0.430780188		
20				1.726015232		
	-0.286838705					
	-0.164069954					
	-0.454484465					
	-0.013113693					
	-0.037666518					
26	0.014941612				1.0000000000	
	-0.122273050					
28				0.232200064		
	-0.041102644					
30	0.021372276				1.000000000	
31	0.009868635				1.0000000000	
32	1.006509665				0.0123903045	
33	0.233544460				1.0000000000	
34	0.188696624				1.0000000000	
	-0.005407085				1.0000000000	
36	0.154712973				1.0000000000	
	-0.088590039				1.0000000000	
38	0.067389251				1.0000000000	
39	0.147342491				1.0000000000	
40	0.456188053				0.5942409835	
41	0.247459478				1.0000000000	
	-0.124179746					
43	0.735185942				0.4263872408	
44					0.0000958127	
	-0.500006020					
	-0.140717987			-0.403540028		
47	0.025896476				1.0000000000	
48	0.096201997				1.0000000000	
49					0.0128342042	
50	0.017591137				1.0000000000	
	-0.142803853					
1			 ·			

52	0.570928092	-0.01515152	0.10600936	1.800049730	0.7185278612
53	3.036772455	-0.01515152	0.88307745	3.247688097	0.0127981407
54	-0.489460859	-0.01515152	0.73896847	-0.551758110	1.000000000
55	-0.277987420	-0.01515152	0.18215277	-0.615838444	1.000000000
56	-0.048013476	-0.01515152	0.63463979	-0.041250558	1.0000000000
57	1.583943025	-0.01515152	0.77997842	1.810643071	0.3158825423
58	0.435057888	-0.01515152	0.11742504	1.313814963	1.000000000
59	0.080087925	-0.01515152	0.08307822	0.330425256	1.000000000
60	-0.008358627	-0.01515152	0.11102527	0.020386542	1.000000000
61	0.049304010	-0.01515152	0.22521371	0.135819690	1.000000000
62	-0.246031329	-0.01515152	0.12494982	-0.653157854	1.000000000
63	0.573041864	-0.01515152	0.08064131	2.071292130	0.3449835384
64	-0.545226659	-0.01515152	0.73757164	-0.617213385	1.000000000
65	0.022559900	-0.01515152	0.09863887	0.120073946	1.0000000000
66	-0.676107855	-0.01515152	0.21327066	-1.431222696	1.0000000000
67	-0.313539211	-0.01515152	0.17166868	-0.720170587	1.000000000

W większości przypadków absolutny brak podstaw do odrzucenia H0 mówiącej o nie występowaniu efektów przestrzennych. W przypadku 32,49, 53 mamy podstawy do odrzucenia H0 na rzecz H1 przy poziomie istotności 5%.

Test Gearyego

```
Geary C statistic standard deviate = 0.84051, p-value = 0.2003
```

Brak podstaw do odrzucenia H0 mówiącej o nie występowaniu efektów przestrzennych. Test Gearyego jest wrażliwszy na lokalne odstępstwa od globalnego wzorca przestrzennego. Dlatego też wnioski z przeprowadzonego testu mogą być inne od wniosków z globalnego testu Morana.

Test liczby połączeń

Brak podstaw do odrzucenia H0 mowiącej o niezależności reszt w modelu wg zadanej macierzy W w obu grupach.

Wrażliwość wyników testu na założony próg podziału

Brak podstaw do odrzucenia HO przy założonym progu powyżej 0, przy każdym sensownym zadanym poziomie istotności.

data: as.factor(res > -100)

weights: W2_list

Std. deviate for FALSE = 3.6026, p-value = 0.0001575

alternative hypothesis: greater

sample estimates:

Same colour statistic Expectation Variance 2.2170408 0.8333333 0.1475216

data: as.factor(res > -100)

weights: W2_list

Std. deviate for TRUE = 1.6003, p-value = 0.05477

alternative hypothesis: greater

sample estimates:

Same colour statistic Expectation Variance 24.3569998 23.3333333 0.4092003

Jednakże są podstawy do odrzucenia H0 na rzecz H1 przy progu odcięcia wynoszącym -100 dla poziomu istotności 0,1. Oznacza to występowanie zależności przestrzennych w dwóch grupach reszt.

Podsumowując, nie możemy jednoznacznie stwierdzić, że występują procesy przestrzenne w danych, ponieważ wyniki testów statystycznych nie dają jednoznacznych wyników.