

# Modelowanie dynamiki rozkładu w R. Zastosowanie do analizy konwergencji na poziomie lokalnym

Piotr Wójcik  
pwojcik@wne.uw.edu.pl

Konferencja **WhyR ?**  
Warszawa, 27-29 września 2017



UNIWERSYTET WARSZAWSKI  
Wydział Nauk Ekonomicznych



# Cel prezentacji

- pokazać różne podejścia do **modelowania dynamiki rozkładu** dostępne w R,
- szczególne skupienie na **macierzach przejścia i warunkowych estymatorach gęstości**,
- **zastosowanie w R** względnie nowej metodologii podsumowania dwuwymiarowej warunkowej funkcji gęstości za pomocą (jednowymiarowego) **rozkładu ergodycznego** (Gerolimetto and Magrini 2017),
- zaprezentować **czytelny i atrakcyjny sposób wizualizacji** wyników estymacji,
- **przykłady praktyczne** na rzeczywistych i symulowanych danych przestrzennych.
- wykorzystane **pakiety R**: markovchain, reshape2, ggplot2, gridExtra,
- własny pakiet ModellingConvergence do modelowania regionalnej konwergencji i dynamiki rozkładu – **w budowie**.

**Badania realizowane w ramach grantu Narodowego Centrum Nauki nr 2016/21/B/HS4/00670.**



# Pojęcie konwergencji

- w naukach ekonomicznych przez **konwergencję** (zbieżność) rozumiane jest upodabnianie się do siebie krajów lub regionów pod względem analizowanego zjawiska,
- oznacza to zmniejszanie się dysproporcji między regionami w czasie,
- zjawisko przeciwnie nazywane jest **dywergencją**,
- najczęściej analizowana jest zbieżność pod względem dochodu na 1 mieszkańca lub na 1 zatrudnionego.



# Dane rzeczywiste i symulowane (scenariusze)

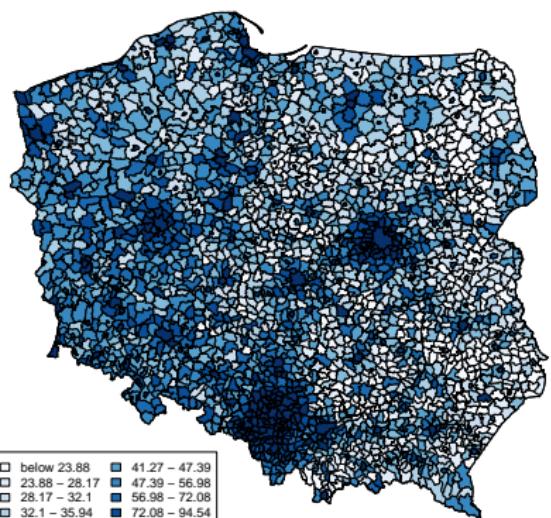
- **dane rzeczywiste** – dochody gmin *per capita* z udziału w podatku dochodowym (PIT) w okresie 2002–2015 (Źródło: BDL GUS),
- **symulowana konwergencja** – punkt wyjścia: rzeczywiste dane dla 2002, w roku 2015 zmniejszenie dystansu do średniej krajowej o 25%,
- **symulowana dywergencja** – punkt wyjścia: rzeczywiste dane dla 2002, w roku 2015 zwiększenie dystansu do średniej krajowej o 10%,
- **symulowana stabilność** – punkt wyjścia: rzeczywiste dane dla 2002, w roku 2015 losowa zmiana w zakresie +/-5 p.p. (rozkład jednostajny),



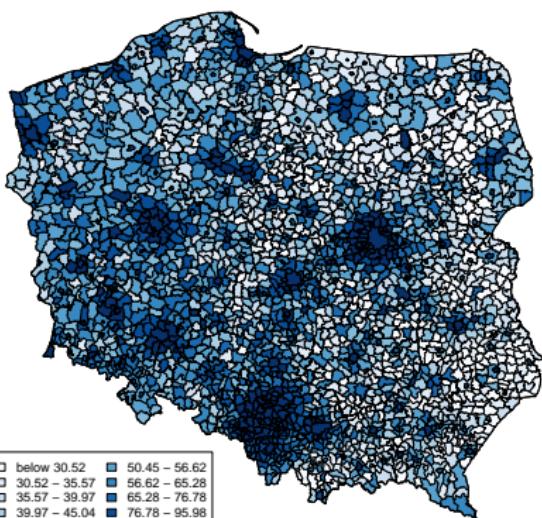
# Analiza zjawisk społeczno-gospodarczych

Analizując zjawiska społeczno-ekonomiczne często chcemy zobaczyć ich przestrzenne zróżnicowanie i jego zmiany w czasie.

2002

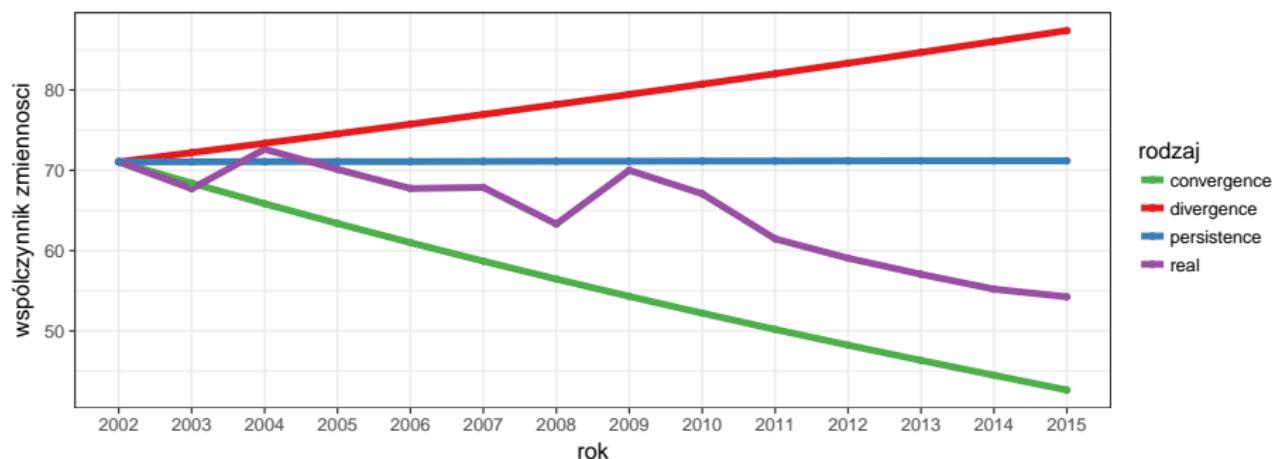


2015



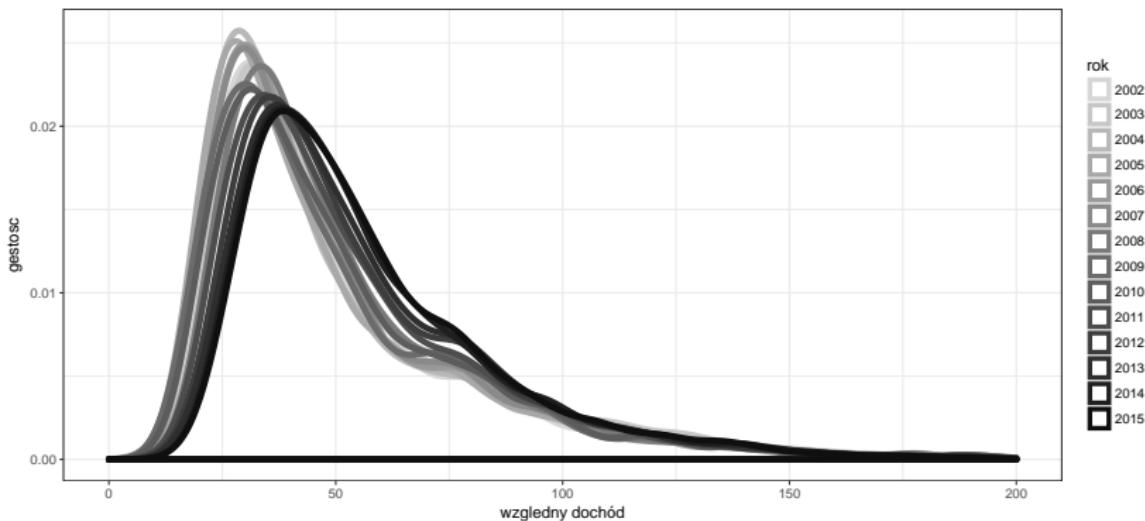
# Pojedyncza miara rozkładu

**Najprostsze podejście** wykorzystuje **pojedynczą miarę zróżnicowania** (np. odchylenie standardowe, współczynnik zmienności), które jednak nie mówi nic o zróżnicowaniu **wewnętrz rozkładu**

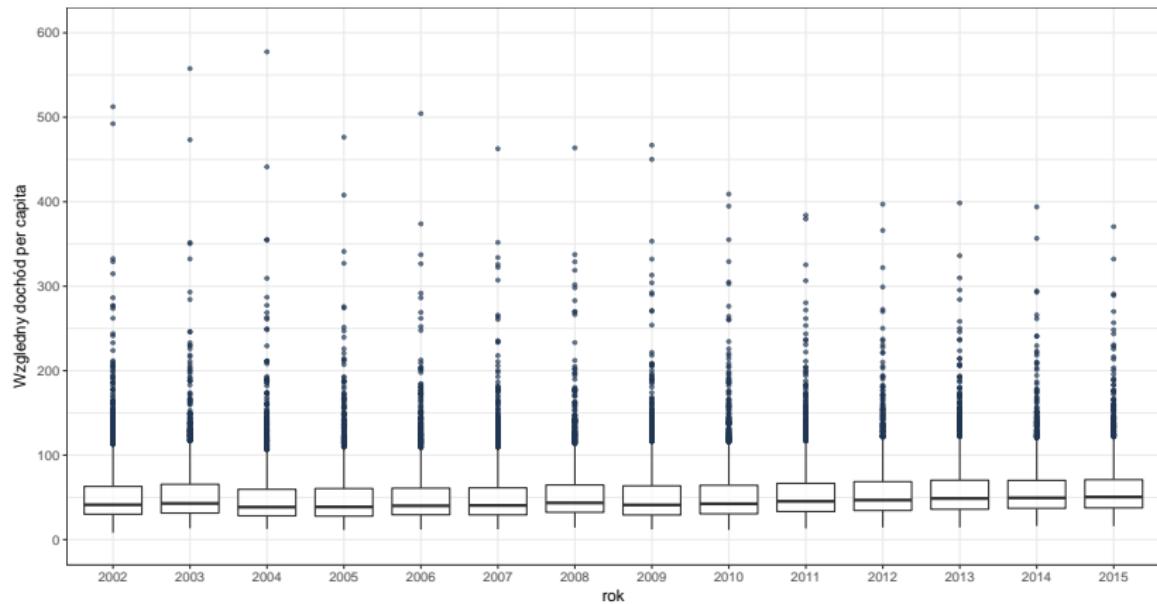


# Histogramy i jednowymiarowe estymatory jądrowe

W tym celu można porównać **histogramy** albo **jednowymiarowe estymatory jądrowe**, które jednak wciąż nie informują o **mobilności w ramach rozkładu**



# Boxplot



# Macierz przejścia

- **wewnętrzna mobilność w czasie** może być uchwycona przez zastosowanie **macierzy przejścia** (zapożyczone z procesów Markowa – patrz Quah, 1996):
- początkowy rozkład dzielony na kilka przedziałów (grup) – zwykle równolicznych (grupy kwantylowe),
- macierz M:

$$d_t = M \times d_{t-1}$$

- pokazuje prawdopodobieństwa **mobilności** między grupami,
- macierz podniesiona do dużej potęgi zbiega do **wektora ergodycznego**, który pokazuje długookresowy podział na grupy.



# Macierz przejścia – funkcje

```
library(ModellingConvergence)

macierz_income <- calculate_trans_matrix(input.data = dane.income,
                                             start = "y_1",
                                             end = "y",
                                             ngroups = 5)

plot_trans_matrix(matrix = macierz_income,
                  gradient.high = "darkred",
                  show.zeros = F)

plot_trans_matrix_erg(matrix = macierz_income)
```

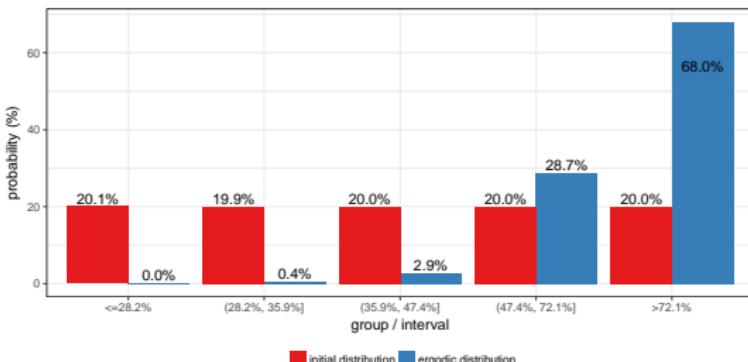


# Macierz przejścia – wynik dla rzeczywistych danych

group in initial period		0.2%	0.8%	9.9%	89.1%
		0.4%	3.6%	70.6%	25.4%
group 5. (496)	0.2%	1.6%	36.4%	57.8%	4.0%
group 4. (496)	2.0%	22.5%	59.7%	15.0%	0.8%
group 3. (495)	28.5%	48.6%	19.9%	2.8%	0.2%
group 2. (494)					
group 1. (498)					

group in final period

group 1  
=>28.2%      group 2  
(28.2%, 35.9%)      group 3  
(35.9%, 47.4%)      group 4  
(47.4%, 72.1%)      group 5  
>72.1%



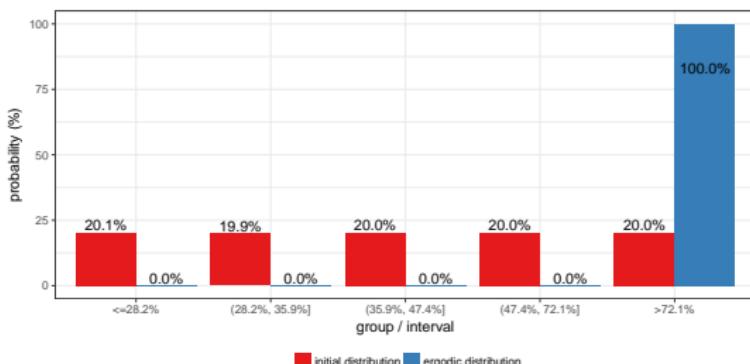
# Macierz przejścia – wynik dla symulowanej konwergencji

group 5 (496)					100.0%
group 4 (496)				74.4%	25.6%
group 3 (495)				100.0%	
group 2 (494)			21.9%	78.1%	
group 1 (498)	2.8%	97.2%			

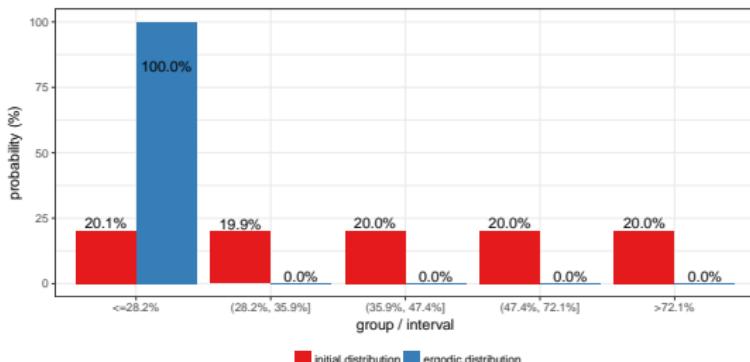
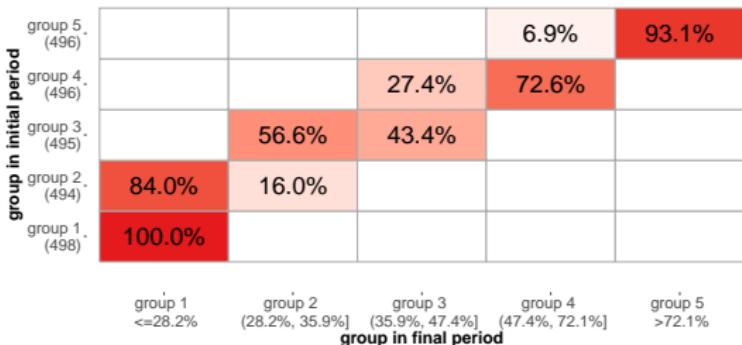
group in initial period

group in final period

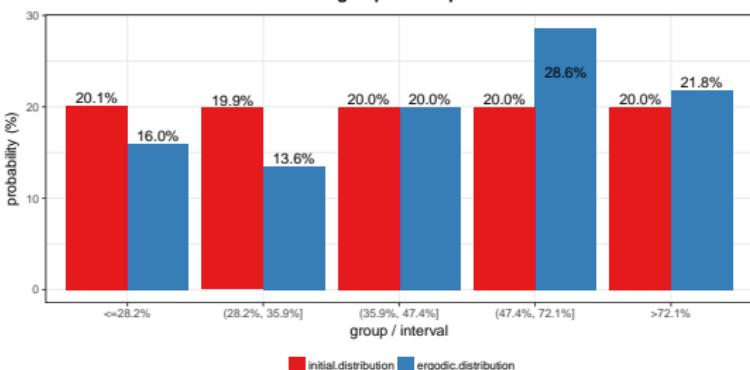
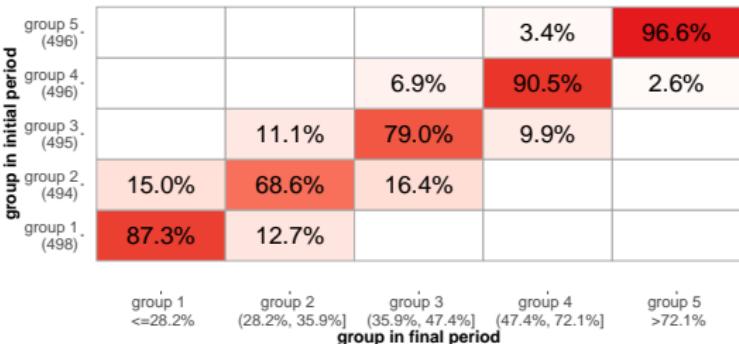
group 1      group 2      group 3      group 4      group 5  
 <=28.2%    (28.2%, 35.9% ]    (35.9%, 47.4% ]    (47.4%, 72.1% ]    >72.1%



# Macierz przejścia – wynik dla symulowanej dywergencji



# Macierz przejścia – wynik dla symulowanej stabilności



# Warunkowy estymator gęstości

- ciągła alternatywa macierzy przejścia; obliczany zgodnie z formułą:

$$f^A(y_T|y_0) = \frac{f^A(y_T, y_0)}{f_{y_0}^A(y_0)}$$

- mianownik zastępowany jest wyrażeniem:

$$\hat{f}_{y_0}^A(y_0) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{h_{y_0} w_i} K\left(\frac{y_0 - y_{0i}}{h_{y_0} w_i}\right)$$

- licznik zastąpiony przez:

$$\hat{f}^A(y_T, y_0) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{h_{y_T} h_{y_0} w_i} K\left(\frac{y_T - y_{Ti}}{h_{y_T} w_i}\right) K\left(\frac{y_0 - y_{0i}}{h_{y_0} w_i}\right)$$

- $h_{y_0}$  i  $h_{y_T}$  – optymalne pasma estymacji dla rozkładu początkowego i końcowego  
 $w_i$  – wagi obserwacji w metodzie adaptacyjnej.
- rozkład ergodyczny można policzyć przez dyskretyzację warunkowej funkcji gęstości – patrz Gerolimetto and Magrini (2017).

# Estymator gęstości – funkcje

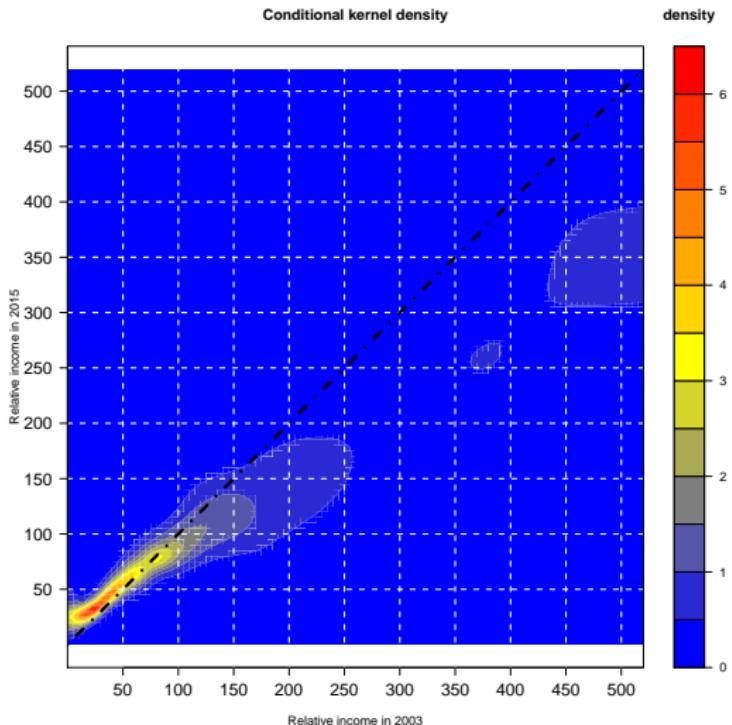
```
kernel_income <- calculate_cond_kde(input.data = dane.income,
                                         cond = "y_1", var = "y",
                                         grid_by = 0.05)

kernel_incomeA <-
  calculate_cond_kde_adaptive(input.data = dane.income,
                                cond = "y_1", var = "y",
                                grid_by = 0.05)

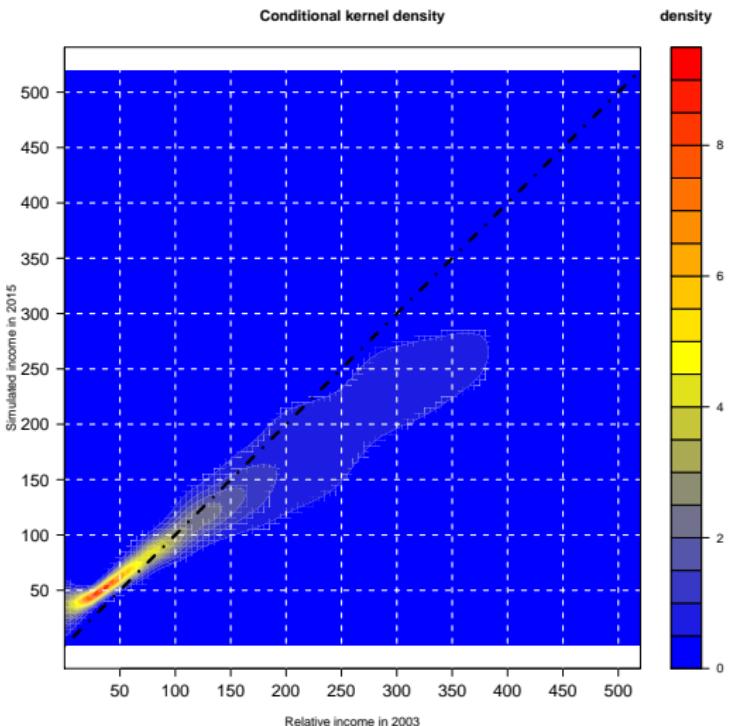
plot_kernel(kernel.data = kernel_incomeA,
            gmin = 0, gmax = 550, gby = 50,
            xlab = "Relative income in 2003",
            ylab = "Relative income in 2015",
            BW = F, nlevels = 10)
```



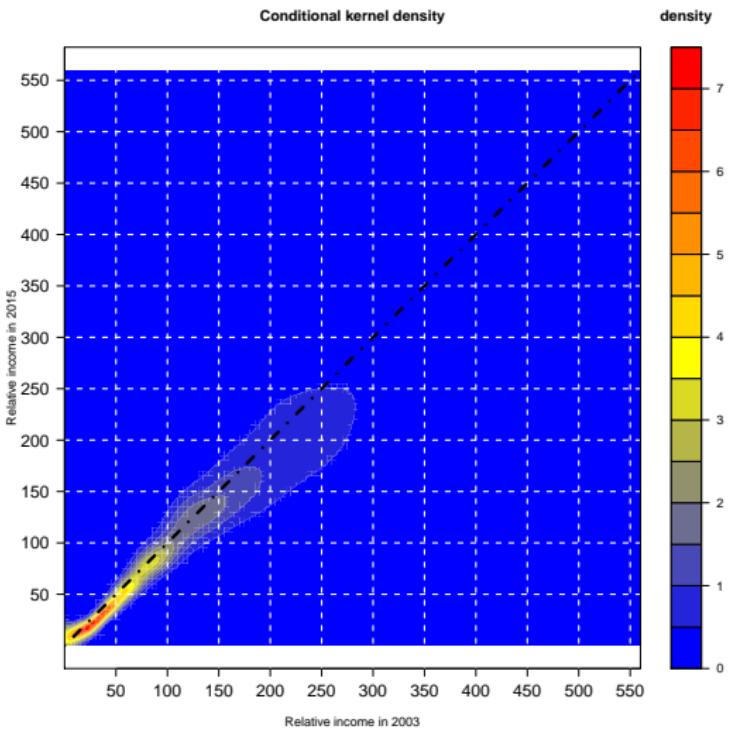
# Estymator gęstości – wynik dla rzeczywistych danych



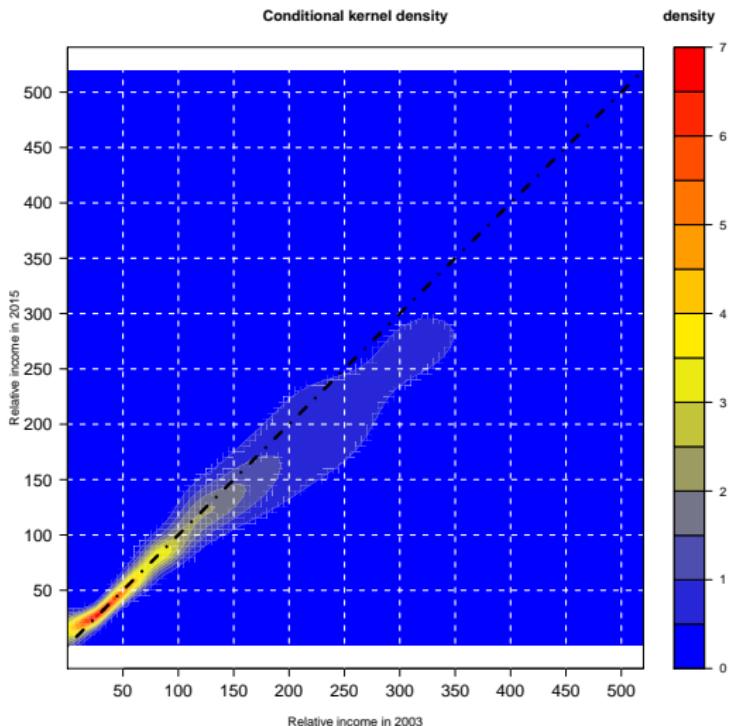
# Estymator gęstości – wynik dla symulowanej konwergencji



# Estymator gęstości – wynik dla symulowanej dywergencji

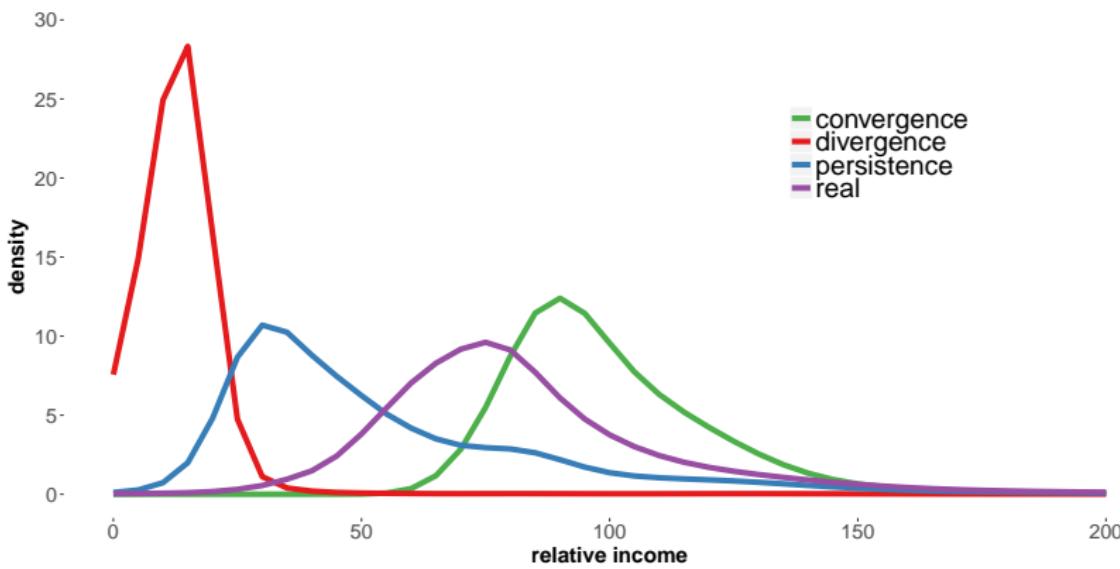


# Estymator gęstości – wynik dla symulowanej stabilności



# Estymator gęstości – rozkłady ergodyczne

```
ergodic.real <- ergodicKDE(kernel.data = kernel_incomeA)
```



# Wnioski

- przedstawione metody pozwalają modelować zmiany w rozkładzie badanego zjawiska (mobilność wewnętrz rozkładu),
- rozkład dochodu na poziomie lokalnym jest najbardziej stabilny w najbogatszych gminach,
- prawdopodobieństwo względnego bogacenia jest wyższe niż ubożenia,
- estymatory jądrowe wskazują na upodabnianie się do siebie podgrup gmin (osobno bogatych, przeciętnych i biednych) – tzw. konwergencję klubów,
- wzorce ergodyczne dla rzeczywistych danych sytuują się między scenariuszem konwergencji i stabilności rozkładu.



## Bibliografia

- Gerolimetto, Margherita, and Stefano Magrini. 2017. "A Novel Look at Long-Run Convergence Dynamics in the United States." *International Regional Science Review* 40 (3).
- Magrini, Stefano. 2009. "Why Should We Analyse Convergence Through the Distribution Dynamics Approach?" *Science Regionali* 8: 5–34.
- Quah, Danny. 1996. "Twin Peaks: Growth and Convergence in Models Distribution Dynamics." *Economic Journal* 106: 1045–55.
- Viegas, M., and M. Antunes. 2013. "Convergence at a Local Level: An Exploratory Spatial Analysis Applied to the Portuguese Municipalities." *Revista Portuguesa de Estudos Regionais* 34.
- Zambom, A.Z., and R. Dias. 2012. "A Review of Kernel Density Estimation with Applications to Econometrics." Discussion Paper arXiv:1212.2812.

