	a <- read.cs		A d 014_murders X201	ata.frame: 83 × L 5_murders	8 change	population mu	urder_rate_2014 mi				
	<chr> Baltimore Chicago Houston</chr>	<chr> Maryland Illinois Texas</chr>	<int> 211 411 242</int>	<int> 344 478 303</int>	<int> 133 67 61</int>	<int> 620961 2763076 2160821</int>	<dbl> 33.979590 14.874727 11.199447</dbl>	<dbl> 55.398004 17.299560 14.022448</dbl>			
	Cleveland Washington Milwaukee	Ohio D.C. Wisconsin	63 105 90	120 162 145	57 57 55	372624 705749 577222	16.907124 14.877811 15.591921	32.204045 22.954336 25.120318			
	Philadelphia Kansas City Nashville St. Louis Oklahoma City	Pennsylvania Missouri Tennessee Missouri Oklahoma	248 78 41 159 45	280 109 72 188 73	32 31 31 29 28	1569657 495278 689447 300576 681054	15.799630 15.748731 5.946795 52.898435 6.607406	17.838292 22.007842 10.443152 62.546577 10.718680			
	Oklahoma City Louisville Denver Los Angeles	Oklahoma Kentucky Colorado California	56 31 260	81 53 282	28 25 22 22	681054 596332 715522 3999759	6.607406 9.390742 4.332501 6.500392	10.718680 13.583038 7.407180 7.050425			
	Dallas New York Orlando Minneapolis	Texas New York Florida Minnesota	116 333 15 31	136 352 32 47	20 19 17 16	1304379 8336817 287435 382578	8.893121 3.994330 5.218571 8.102923	10.426417 4.222235 11.132952 12.285077			
Charlo	Omaha Sacramento Anchorage otte-Mecklenburg	California Alaska	32 28 12 47	48 43 26 61	16 15 14 14	408958 470956 279671 731424	7.824764 5.945354 4.290756 6.425821	11.737147 9.130365 9.296638 8.339896			
	New Orleans Albuquerque Aurora Fort Wayne	Louisiana New Mexico Colorado Indiana	150 30 11 12	164 43 24 25	14 13 13	369250 564599 386261 223341	40.622884 5.313506 2.847815 5.372950	44.414353 7.616025 6.213415 11.193646			
	Long Beach Durham Indianapolis	California North Carolina Indiana	23 21 136	36 34 148	13 13 12	462257 217847 807584	4.975587 9.639793 16.840353	7.787876 15.607284 18.326267			
	Newark Chandler Plano	New Jersey Arizona Texas	93 1 4	104 1 4	11 0 0	279000 275987 285494	33.333333 0.3623359 1.4010802	37.275986 0.3623359 1.4010802			
	Stockton Toledo Chula Vista Phoenix	California Ohio California Arizona	49 24 7 114	49 24 6 112	0 0 -1 -2	291707 270871 275487 1608139	16.7976771 8.8603062 2.5409547 7.0889395	16.7976771 8.8603062 2.1779612 6.9645721			
	Riverside San Jose Detroit Seattle	California California Michigan Washington	12 32 298 26	10 30 295 23	-2 -2 -3 -3	303871 1035317 690074 713211	3.9490442 3.0908408 43.1837745 3.6454850	3.2908701 2.8976632 42.7490385 3.2248521			
	El Paso Tucson Arlington Lexington	Texas Arizona Texas Kentucky	21 35 13 20	17 31 8 15	-4 -4 -5	678815 520116 394266 394266	3.0936264 6.7292681 3.2972663 5.0727174	2.5043642 5.9602089 2.0290870 3.8045381			
	Memphis St. Petersburg Columbus Honolulu	Tennessee Florida Ohio	140 19 83 21	135 14 77 15	-5 -5 -6 -6	633104 265358 902073 343302	22.1132705 7.1601384 9.2010292 6.1170631	21.3235108 5.2758914 8.5358945 4.3693308			
	Laredo Lincoln Miami Santa Ana	Texas Nebraska Florida California	14 7 81 18	8 1 75 12	-6 -6 -6	255205 258379 467963 334227	5.4857859 2.7091985 17.3090608 5.3855613	3.1347348 0.3870284 16.0269081 3.5903742			
	Mobile Fresno Austin	Alabama California Texas	31 47 32	24 39 23	-7 -8 -9	188720 542107 961855	16.4264519 8.6698751 3.3269048	12.7172531 7.1941517 2.3912128			
	San Antonio Corpus Christi Pittsburgh Boston Buffalo	Texas Texas Pennsylvania Massachusetts New York	103 27 69 53 60	94 17 57 38 41	-9 -10 -12 -15 -19	1434625 317863 302971 675647 278349	7.1795765 8.4942255 22.7744570 7.8443329 21.5556729	6.5522349 5.3482161 18.8136818 5.6242387 14.7297098			
state murde murde diff popul murde diff_ Ana Miary summa summa (city (city	ers_2015 <- <- c(data\$c lation <- c(ers_rate_201 ers_rate_201 _rate <- mur liza eksplo y położenia ary(murders_ ary(diff_rat y[murders_ra y[murders_ra	tate) c(data\$X2014_mur c(data\$X2015_mur hange) data\$population) 4 <- c(data\$mur 5 <- c(data\$mur ders_rate_2015 Pracyjna rate_2014) rate_2015)	nders) der_rate_2014) rder_rate_2015 murders_rate_ murders_rate_20	014)]) 014)])							
(city (city (city 0.06 Mi 0.36 Mi -6.82 'Irvine' 'St. Lou 'Chand 'St. Lou 'Buffald 'Baltim W rok na 100	y[murders_ra y[diff_rate y[diff_rate y[diff_rate y[diff_rate y	te_2015 == max(n == min(diff_rate == max(diff_rate == max(diff_rate Median Mean 6.729 10.248 Median Mean 8.3399 11.7943 Median Mean 0.6959 1.5467 współczynnik morde ców.	anurders_rate_20 a)]) 3rd Qu. May 14.876 52.89 3rd Qu. May 15.1685 62.546 3rd Qu. May 2.8176 21.418	o15)]) (. 08 (. 66 (. 34							uis ze współczynnikiem 52.898 mord znym St.Louis ze współczynnikiem 6
Średn wzros Miary (var_ (sd_n (var_ (sd_n 94.633	nia zmiana wspot charakteryzovy zmiennośc _murders_rate _murders_rate _murders_rate _murders_rate _diff_rate <	wało miasto Baltimo	urders_rate_201 ders_rate_2014 urders_rate_2015 ders_rate_2015	14))))	ie 1,546	7 co oznacza	wzrost wskaźnika r	norderstw. Z kolei n	ajwiększy spadek liczby mo	rderstw odnotowano	w mieście Buffalo (-6,826), zaś najw
11.617 15.242 3.9041 Waria Waria Miary Liczbe	ncja współczyr ncja różnicy ws y skośności ę przedziałów c round(sqrt(nnika morderstw w 2 nnika morderstw w 2 spółczynnika morde Ila szerego rozdziel nrow(data))) e_2014, breaks=k	2015 roku wynosi erstw wynosi 15,24 czego obliczam z	134,95. Odch 12. Odchyleni a pomocą wz	nylenie st $$ e standa $$ oru $k=$	tandardowe - 3 ,904 \sqrt{n} , gdzie n t	11,617 to liczba badanych				
0.0 Mi 0.36 Mi	in. 1st Qu. 623 4.7900 in. 1st Qu. 260 -0.5120	6.729 10.248 Median Mean 8.3399 11.7943	3rd Qu. Max 15.1685 62.546 3rd Qu. Max 2.8176 21.418	98 66 6.							
współ miasta	kczynnikiem mo a, w których lic: (murders_rat Współczynni	murders_rate_20 symetrii, mediana n orderstw niż średni v zba morderstw jest e_2015, breaks=k k morderstw na 100 ty	mniejsza od średn vspółczynnik na 100 tyś mieszk k, main="Współk	kańców znacz czynnik mor	nie odbi	ega od wartoś	ci przeciętnych.		ż kilka wartości oddstającyc	h, które charakteryzu	ją się nawet kilkukrotnie wyższym
	(diff_rate,	20 30 murders_rate_20 zynienia z szeregiel breaks=k, main=' Zmiana wskaźnika m	m prawostronnie s 'Zmiana wskaźn:	skośnym oraz		kilka wartości d	odstających.				
Frequency 0 10 20 30	-10 -5	0 5 10 diff_rate	15 20	25							
Tes	st statysty	-							ziom istotności po	e 5%.	
Liczba wyzna	a morderstw w aczam różnicę	roku 2014 i 2015 w między liczbą mordo	pojedynczym mie erstw w danym m	eście jest od s	iebie zal	leżna, natomia			ziom istotności na poziomie n nie jest - mamy do czynien		nymi. Aby pozbyć się zależności
Wielko	ość próby wynd	ders_2015 - murc osi 83 więc zgodnie e więc mogę z nieg	z Centralnym Tw	ierdzeniem G	raniczny	m rozkład będ	lzie dążył do rozkła	du normalnego. Ró	wnież mamy nieznaną waria	ancję w populacji wię	c wyestymuję ją z próbki. Założenie t
H_1 : μ T_{n-1} : $n = 1$ $X = n$ $S = s$ $(t = alpha$ # test zb_kr		ence) ce) / S)									
#plot #an x plot(ablir ablir x2 <- y2 <- x2 = polyg x3 <- y3 <- y3 =	<pre>seq(-4, 4, dt(x, df=n- t x and y as x-axis with (x,y, type = ne(v=zb_kryt) ne(v=zb_kryt) - seq(-4,zb_ dt(x2, df c(-4,x2,zb_ c(0,y2,0) gon(x2,y2, c - seq(zb_kryt) - dt(x3, df c(zb_kryt_p c(0,y3,0)</pre>	1) a scatterplot water and a scatterplot and a scatterplot water and a scatte	xlab = "x", yi								
probability 0.0 0.1 0.2 0.3 0.4	_	-2 0	2	4							
Zbiór dobsza Statys Ana	= 4.057383793 krytyczny - (– ar krytyczny zo styka T znajduju l iza regres n badania będz (population,	$^{ imes}$ 300757 $\infty, -1, 989) + (1, 984)$ ∞ stał oznaczony na versię w zbiorze krytycij \mathbf{j} ie weryfikacja czy limurders_2014, m	, 989, +∞) vykresie kolorem o ycznym, zatem od dczba morderstw je	rzucam hipot est zależna lii	niowo od				niła się w 2015 roku w stosu	ınku do roku 2014.	
: plot(murders_2014, nmurders_2014) Wykres dla roku		la roku 201							
plot(cor(p											
murders_2014 murders_2014 murders_2014 murders_2014 murders_2014	0e+00 2e-	population cji wynosi 0.671 (wi	iększy od 0) co oz	_							zywiście nie jest to zależność liniowa życia, edukacja, styl życia, normy et