

Survey metodik

Föreläsning 8

Måns Magnusson

Avd. Statistik, LiU

1 Regressionsestimation

- Regressionsestimation som kalibrering

Section 1

Regressionsestimation

- Vi har tidigare talat om kvotestimation med modellen

$$y_i = \hat{B}x_i$$

- Om vi inte kan anta att $y = 0$ då $x = 0$ så kan inte kvotestimation användas
- Då kan vi istället använda **regressionsestimation** med modellen

$$y = \mathbf{x}^T \mathbf{B} = B_0 + B_1x_1 + \dots + B_px_p$$

- **Precis som tidigare, två situationer:** Antingen känner vi till populationstotalerna för \mathbf{x} (\mathbf{t}_x), eller inte.

- Exempel på användning om vi **inte känner** till \mathbf{t}_x
 - Vi kan vara intresserad av **populationsregressionskoefficienterna**

$$\mathbf{B} = B_0, B_1, \dots, B_p$$

- Exempel på användning om vi **känner** till \mathbf{t}_x
 - Vi kan använda \mathbf{t}_x för att **förbättra precisionen** i \hat{y}_U eller \hat{t}_y
 - Vi kan använda \mathbf{t}_x för att **kalibrera** \hat{y}_U eller \hat{t}_y till kända \mathbf{t}_x .
 - Detta är den vanligaste metoden för att hantera bortfallsfel och ramfel.

- Skattningen av regressionskoefficienterna **vid OSU** görs på exakt samma sätt som vid vanlig regression:

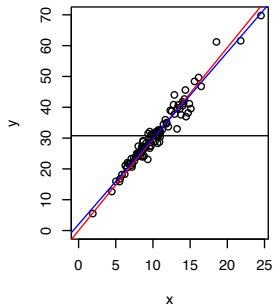
$$\hat{B}_1 = \frac{\sum_{i \in \mathcal{S}} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i \in \mathcal{S}} (x_i - \bar{x})^2} \text{ och } B_0 = \bar{y}_S - \hat{B}_1 \bar{x}_S$$

eller (*)

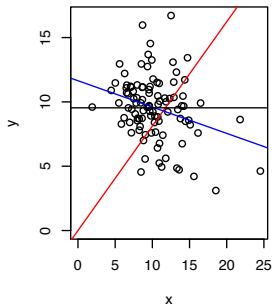
$$\hat{\mathbf{B}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$

Exempel: Exempel på olika modeller

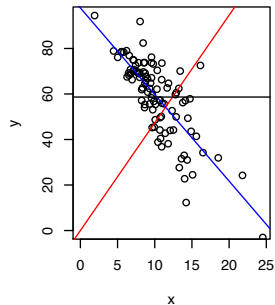
cor = 0.98



cor = -0.29



cor = -0.78



- Om vi känner till \bar{x} kan vi använda x som **hjälpvariabel(er)** för att skatta \bar{y}_U med **bättre precision** på följande sätt (*):

$$\hat{y}_{reg} = \hat{B}_0 + \hat{B}_1 \bar{x}_{1,U} = \text{regressionsskattning av } \bar{y}_U$$

eller

$$\hat{y}_{reg} = \bar{y}_S - (\bar{x}_U - \bar{x}_S) \hat{B}_1$$

$$\hat{t}_{yreg} = \hat{t}_y - (t_x - \hat{t}_x) \hat{B}_1$$

eller mer generellt

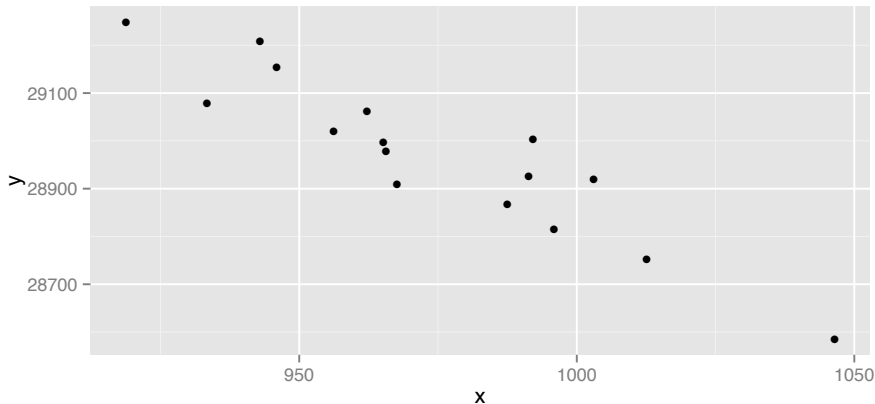
$$\hat{y}_{reg} = \bar{y}_S - (\bar{x}_S - \bar{x}_U)^T \hat{\mathbf{B}}$$

$$\hat{t}_{yreg} = \hat{t}_y - (\mathbf{t}_x - \hat{\mathbf{t}}_x)^T \hat{\mathbf{B}}$$

- Precis som kvotskattningen är regressionsskattningar **inte** väntevärdesriktiga. Varför?
- Men vad händer om vi använder en modell som inte fungerar?

Exempel: Genomsnittsinkomster

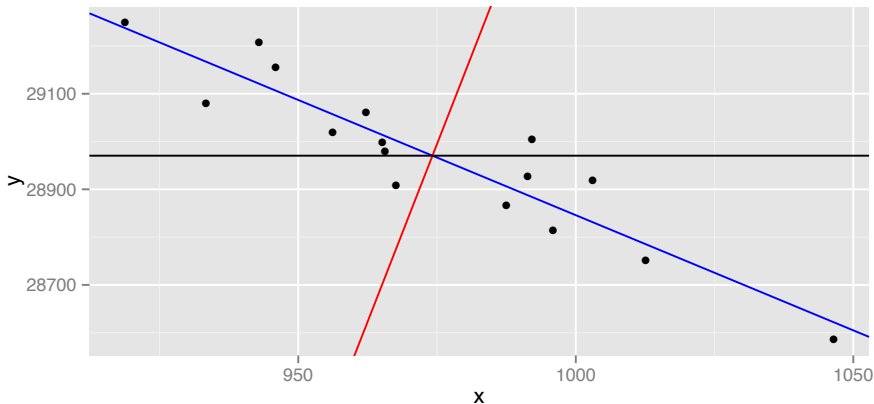
Vi vill uppskatta genomsnittsinkomsten i 16 bostadsområden (y). Vi vet det genomsnittliga utgifter för försörjningsstöd (x) för alla områden och drar ett urval på $n = 5$.



I populationen (alla områden) är $R = -0.927$ och $B_1 = -4.821$.

Exempel: Genomsnittsinkomster II

Skillnaden mellan modellen för kvotestimatoren (röd), regressionsestimatören (blå) och den 'vanliga' skattningen \bar{y}_S (svart).

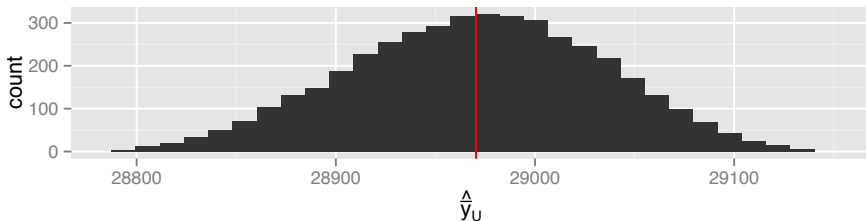
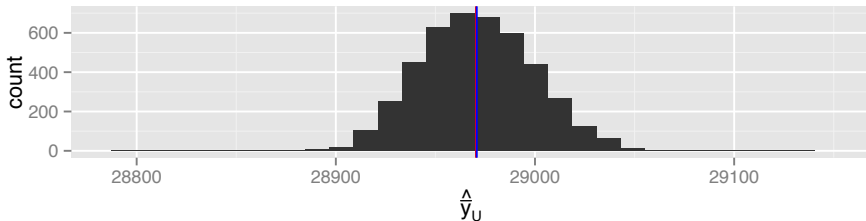


Teoretiska fördelningen med $K = 4368$ stycken teoretiska urval.

	obs.1	obs.5	P_S	mean_hat_x	mean_hat_y	B0	B1	mean_hat_yreg
1289	28867	29020	0.000229	950	29100	34787	-5.99	28957
2905	29079	29004	0.000229	971	28961	31733	-2.86	28951
3918	28586	29020	0.000229	981	28925	34412	-5.59	28965
1631	28979	29004	0.000229	963	29016	30304	-1.34	29000
1615	28979	29004	0.000229	961	29025	31442	-2.51	28992
381	28867	29249	0.000229	978	28940	33425	-4.59	28957
919	28867	29249	0.000229	967	29013	34489	-5.66	28974
4088	28586	29004	0.000229	996	28880	34375	-5.52	28999
1456	28979	29155	0.000229	956	29070	33031	-4.14	28994
3165	28919	29249	0.000229	965	29042	33349	-4.46	29000
1262	28867	28752	0.000229	974	28977	35302	-6.49	28977
4147	28815	29155	0.000229	973	28985	35281	-6.47	28975
2982	29079	28752	0.000229	955	29057	33957	-5.13	28957
3538	28919	29020	0.000229	977	28951	33298	-4.45	28964
96	28867	28752	0.000229	1003	28821	33677	-4.84	28960

Exempel: Genomsnittsinkomst IV

Samlingfördelningen för \hat{y}_{reg} och \hat{y}_U då $\bar{y}_U = 28970.373$.



- Skillnaden mellan kvotestimatorn och den “vanliga” estimatorn

$E(\hat{y}_{reg})$	$=$	28970.754	$E(\hat{y}_U)$	$=$	28970.373
$Var(\hat{y}_{reg})$	$=$	807.838	$Var(\hat{y}_U)$	$=$	3957.185
$Bias(\hat{y}_{reg})$	$=$	0.382	$Bias(\hat{y}_U)$	$=$	0
$MSE(\hat{y}_{reg})$	$=$	807.984	$MSE(\hat{y}_U)$	$=$	3957.185

- Vi är (som vanligt) intresserade av $Var(\hat{y}_{reg})$ för att kunna skapa ett konfidensintervall för $\hat{y}_{\mathcal{U}}$
- Detta görs (precis som för kvotestimatoren) genom att beräkna residualerna

$$e_i = y_i - \hat{B}_0 - \hat{B}_1 x_i$$

eller mer generellt

$$\mathbf{e} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\mathbf{B}}$$

- Det är sedan residualerna som används för att beräkna $Var(\hat{y}_{reg})$ på följande sätt

$$SE(\hat{y}_{reg}) = \sqrt{\left(1 - \frac{n}{N}\right) \frac{s_e^2}{n}}$$

där

$$s_e^2 = \frac{\sum_{i \in \mathcal{S}} e_i^2}{n-1} \text{ eller } s_e^2 = \frac{\sum_{i \in \mathcal{S}} e_i^2}{n-p}$$

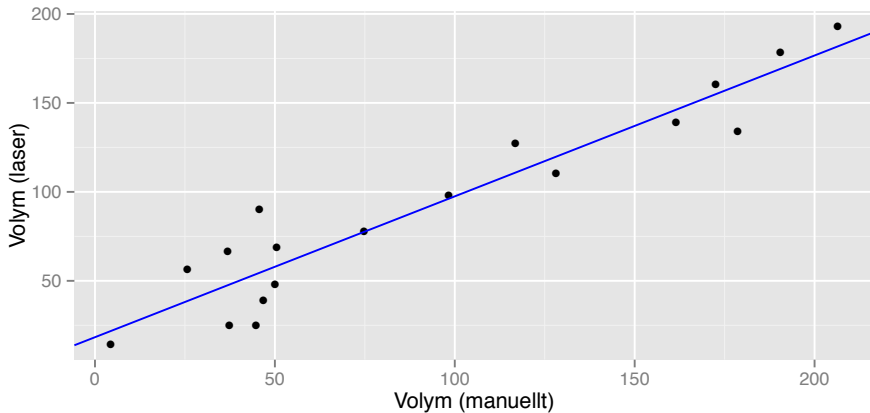
där p är antalet parametrar i modellen.

- Inom skogsindustrin är det av intresse att uppskatta trävolym per hektar
- Skogsföretag A vill uppskatta den totala volymen träd för ett område på 17010 ha.
- Som hjälpinformation finns laserscanning av hela området.
- Skogsföretag samlar slumpmässigt in volymen från 18 slumpmässiga ytor (1 ha).
- Laserscanning har gjorts för hela området med en uppskattning av volymen till 1807641 m^3 träd

Exempel: Skogsvolym II

	(Intercept)		x	
	18.317		0.792	
	y	x	y_hat	e
1	98.1	98.28	96.1	2.015
2	192.8	206.44	181.7	11.048
3	56.5	25.64	38.6	17.859
4	25.1	37.39	47.9	-22.829
5	66.9	36.91	47.5	19.322
6	68.9	50.52	58.3	10.627
7	90.1	45.65	54.5	35.671
8	14.6	4.38	21.8	-7.189
9	127.1	116.88	110.8	16.235
10	160.7	172.54	154.9	5.747
11	77.8	74.81	77.5	0.212
12	178.2	190.49	169.1	9.079
13	110.3	128.12	119.7	-9.477
14	133.8	178.61	159.7	-25.927
15	47.9	50.01	57.9	-9.994
16	39.1	46.80	55.4	-16.277
17	138.9	161.47	146.1	-7.209
18	24.8	44.75	53.7	-28.913

Exempel: Skogsvolym III



Subsection 1

Regressionsestimation som kalibrering

- Regressionsestimatorn kan användas för kalibrering (precis som kvotestimatorn).
- Denna estimator kallas ibland **generalized regression** estimator (GREG) och uttrycks som (se Lohr (2009, s. 458 f.))

$$\hat{t}_{yGREG} = \hat{t}_y - (\mathbf{t}_x - \hat{\mathbf{t}}_x)\hat{\mathbf{B}}$$

$$\hat{t}_{yGREG} = \sum_{i \in S} w_i g_i y_i$$

där

$$g_i = 1 + (\mathbf{t}_x - \hat{\mathbf{t}}_x)^T \left(\sum_{j \in S} w_j \frac{1}{\sigma_j^2} \mathbf{x}_j \mathbf{x}_j^T \right)^{-1} \frac{1}{\sigma_i^2} \mathbf{x}_i$$

- På detta sätt kalibreras skattningarna till de kända totalerna \mathbf{t}_x

$$\hat{t}_{xGREG} = \sum_{i \in S} w_i g_i x_i = t_x$$

Lohr, S., 2009. Sampling: design and analysis, 2nd Edition. Thomson.