

#### MTH8302

## Modèles de régression et d'analyse de la variance

#### Devoir 2

distribution: 31 mai 2018

remise: 12 juin 2018 - 23h59 (au plus tard)

Ce travail est réalisé individuellement par chaque étudiant inscrit au cours.

Chaque étudiant le fait SEUL sans demander de l'aide à d'autres.

En apposant sa signature ci-dessous, l'étudiant (e) certifie sur son honneur avoir fait ce travail SEUL. L'obtention des résultats présentés et la rédaction de ce travail ne fait l'objet d'aucun plagiat, partiel ou total.

Information concernant le plagiat à Polytechnique : <a href="http://www.polymtl.ca/etudes/ppp/index.php">http://www.polymtl.ca/etudes/ppp/index.php</a>

**Exigences pour la rédaction du rapport** consulter la page 4 du plan de cours

http://www.groupes.polymtl.ca/mth6301/mth8302/Autres/2018-MTH8302-PlanCours.pdf

Compléter l'information suivante et transmettez cette page comme la page 1 de votre rapport de devoir.

MTH8302 Modèles de régression et d'analyse de variance
NOM \_\_BETTACHE\_\_\_\_\_ PRÉNOM \_\_Lyes Heythem\_\_\_
MATRICULE \_1923715\_\_ SIGNATURE

► Transmettre votre rapport par courriel à bernard.clement@polymtl.ca

valour

Nom suggéré pour le fichier à transmettre : NomFamille-matricule-MTH8302-Devoir2.pdf

Obtonu

#### **TABLEAU CORRECTION**

	vaicui	Obleiiu
No 5-BostonHousing	30	
No 6-BodyFat-Femme	30	
No 7-Penta	30	
Qualité	10	
TOTAL	100	

Les données pour la réalisation du devoir sont disponibles sur le site WEB du cours

http://www.groupes.polymtl.ca/mth6301/MTH8302.htm/

Remarque: dans la 1<sup>er</sup> partie excersice 1, quand on a utilisé statistica pour développer la méthode *Forward Stepwise* (ou Backward Stepwise), il y a 2 chemain:

1-Advanced Models->General regression->Multiple regression->Option/Forward(Backward)

2- Multiple regression->Advanced option-> Forward(Backward)

J'ai utilisé les 2 et j'ai trouvé des résultats différent (dans ce rapport j'ai utilisé chemain 2)

#### No 5 Étude de modélisation avec plusieurs méthodes

Données = BostonHousing.sta

#### Réponse

5a) Modèle de Régression Ordinaire (MRO) (RÉGRESSION LINÉAIRE MULTIPLE)

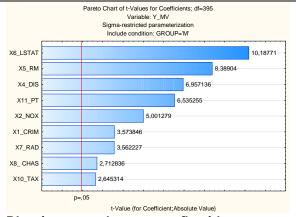
Y= b0+ b1\*x1+ b2\*x2+ ... + b11\*x11 + e

Var	Nom	coefficient	MRO ordinaire
X0	GENÉRAL intercepte	b0	41,4087
X1	CRIM	b1	-0,1251
X2	NOX	b2	-21,1251
Х3	AGE	b3	0,0040
Х4	DIS	b4	-1,2916
X5	RM	b5	3,9002
Х6	LSTAT	b6	-0,5639
Х7	RAD	b7	0,268
X8	CHAS	b8	2,7103
Х9	INDUS	b9	-0,0022
X10	TAX	b10	-0,0102
X11	PT	b11	-0,9708
		SS resid résiduelle	9826,13
		MSE	25,003
		= sigma <sup>2</sup> (ANOVA)	
		R <sup>2</sup>	0,71963493
		R²ajusté	0,71178756

Ce tableau contient les coefficients de notre modèle Y basé sur les 11 variables X1,..., X11

	Regression Summary for Dependent Variable: Y_MV (BostonHousing sta in 2018-MTH8302-Devoirs-Dat R= 84831299 R²= ,71963493 Adjusted R²= ,71178756 F[11,332]=91,704 p<0,0000 Std Error of estimate: 5,0003 Include condition: GROUP=IM									
N=405	b*	Std.Err. of b*	b	Std.Err. of b	t(393)	p-value				
Intercept			41,4087	5,811334	7,12551	0,000000				
X1_CRIM	-0,123260	0.034611	-0,1251	0.035134	-3,56129	0,000414				
X2 NOX	-0,266628	0.056691	-21,1251	4,491677	-4,70317	0,000004				
X3 AGE	0,012167	0.044953	0,0040	0.014906	0,27067	0,786790				
X4 DIS	-0,294117	0.047968	-1,2916	0.210649	-6,13146	0.000000				
X5 RM	0,295059	0.036317	3,9002	0.480050	8,12453	0.000000				
X6 LSTAT	-0,432853	0.044747	-0.5639	0.058293	-9.67325	0.000000				
X7 RAD	0,249104	0.072119	0.2685	0.077723	3,45408	0.000612				
X8 CHAS	0.073912	0.027634	2 7103	1.013346	2,67462	0.007794				
X9 NDUS	-0.001657	0.051909	-0.0022	0.070207	-0.03192	0.974552				
X10 TAX	-0,183696	0.076450	-0.0102	0,004236	-2,40284	0,016731				
X11 PT	-0.223687	0.034786	-0.9708	0.150978	-6.43035	0.000000				

D'après les P-value on remarque que tous les variables Xi sont significatives sauf les variables X3\_AGE et X9 INDUS qui ne sont pas Significatives. (Variables Significatives p-level≤ 0,05)



D'après ce graphe on a confirmé la remarque de tableau précédant

On remarque que R2 élevé (0.7196) et R2adj légèrement inférieur à R2

#### 5b)

Les données ne présentent pas un problème de multi colinéarité La preuve :

Pour trouver si nous avons la multicolinéarité on a utilisé les critéres de Détection multicolinéarité

	Correlations (BostonHousing.sta in 2018-MTH8302-Devoirs-Data) Marked correlations are significant at p < .05000 N=405 (Casewise deletion of missing data) Include condition: GROUP=M'											
Variable	X1_CRIM	X2_NOX	X3_AGE	X4_DIS	X5_RM	X6_LSTAT	X7_RAD	X8_ CHAS	X9_NDUS	X10_TAX	X11_PT	Y_MV
X1 CRIM	1,000000	0.405092	0.341859	-0.371778	-0.183302	0.424085	0.608001	-0.049381	0.394384	0.566047	0.289547	-0,377012
X2 NOX	0.405092	1.000000	0,721333	-0,770838	-0.289010	0.590483	0.610317	0,117650	0.761074	0.666941	0,164000	-0.421667
X3_AGE	0.341859	0.721333	1.000000	-0.728034	-0.231930	0.596188	0.458214	0.111474	0.633658	0.501316	0.243265	-0.359839
X4 DIS	-0,371778	-0,770838	-0,728034	1,000000	0,192688	-0,484251	-0,502597	-0,117004	-0,705015	-0,540198	-0,220393	0,230695
X5_RM	-0,183302	-0,289010	-0,231930	0,192688	1,000000	-0,605808	-0,174608	0,077613	-0,386300	-0,265062	-0,341690	0,685445
X6_LSTAT	0,424085	0,590483	0,596188	-0,484251	-0,605808	1,000000	0,469223	-0,042379	0,596729	0,528165	0,377576	-0,740351
X7_RAD	0,608001	0,610317	0,458214	-0,502597	-0,174608	0,469223	1,000000	0,006493	0,595796	0,909233	0,480713	-0,364852
X8_ CHAS	-0,049381	0,117650	0,111474	-0,117004	0,077613	-0,042379	0,006493	1,000000	0,081321	-0,013160	-0,109490	0,154035
X9_NDUS	0,394384	0,761074	0,633658	-0,705015	-0,386300	0,596729	0,595796	0,081321	1,000000	0,715589	0,364074	-0,468867
X10_TAX	0,566047	0,666941	0,501316	-0,540198	-0,265062	0,528165	0,909233	-0,013160	0,715589	1,000000	0,462376	-0,452231
X11_PT	0,289547	0,164000	0,243265	-0,220393	-0,341690	0,377576	0,480713	-0,109490	0,364074	0,462376	1,000000	-0,473461
Y_MV	-0,377012	-0,421667	-0,359839	0,230695	0,685445	-0,740351	-0,364852	0,154035	-0,468867	-0,452231	-0,473461	1,000000

D'après le matrice de corrilation les données ne présentent pas le problème de multi colinéarité, si on prendre rij≥ 0.95. Puisque le critére 1 pour la détection de multicolonéarité n'est pas presente (rij<0.95)

(R = (rij)matrice de corrélation des variables X critère1 ri j≥ 0.95 nécessaire mais non suffisant) Mais on remarque pour rij≥ 0.70 il y a une corrélation entre quelque variable donc, on vérifie les deux autres critères

Critère 2 : Variance inflation factors



D'après le tableau on a max VIF =9,1925<10 donc les données ne présentent pas un problème de multicolinéarité (max VIF j≥ 10 c-à-d R2j≥ 0,90)

**Critère 3 : Indice Conditionnement** 

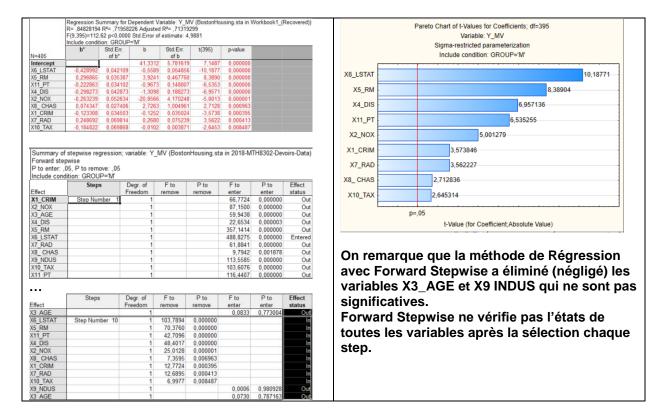
	Eigenvalue	% Total	Cumulative	Cumulative	IC
Value number		variance	Eigenvalue	%	
1	5,462799	49,66181	5,46280	49,6618	1
2	1,372640	12,47854	6,83544	62,1404	3,97977587
3	1,129551	10,26864	7,96499	72,4090	4,83625771
4	0,845876	7,68978	8,81087	80,0988	6,45815553
5	0,655850	5,96228	9,46672	86,0611	8,32933748
6	0,500154	4,54685	9,96687	90,6079	10,9222384
7	0,348620	3,16927	10,31549	93,7772	15,669793
8	0,240779	2,18890	10,55627	95,9661	22,6880139
9	0,211233	1,92030	10,76750	97,8864	25,8615174
10	0,163825	1,48932	10,93133		33,3452692
11	0.068673	0.62430	11,00000	100.0000	79,5475137

On a vérifié aussi le Critère 3 ou on a trouvé que les données ne présentent pas un problème de multicolinéarité (IC =  $\lambda 1/\lambda k < 100 k = 2, 3, ...$ )

D'après les 3 critéres les données ne présentent pas le problème de multi colinéarité.

# 5c) Modèle de Régression avec Sélection pas à pas Avant (Forward Stepwise) (MRF)

#### Y= b0+ b1\*x1+ b2\*x2+b4\*x4 ... +b8\*x8+b10\*x10+ b11\*x11 + e



# d) Modèle de Régression avec Sélection pas à pas Arrière (Backward Stepwise) (MRB)

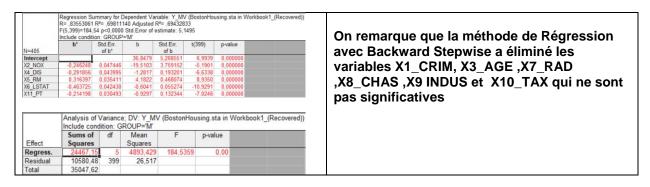
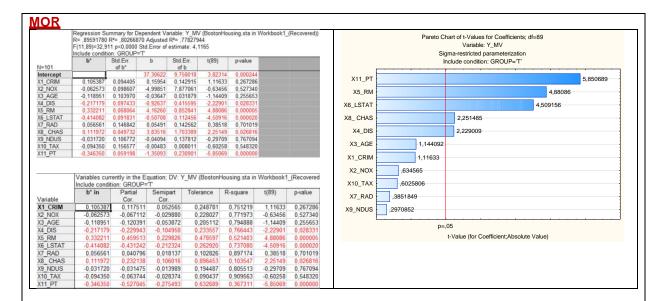


Tableau 5d : synthèse des modèles

			MDO	MRF	MRB
Var	Nom	coefficient	MRO ordinaire	sélection	sélection
			ordinaire	avant	arrière
X0	GENÉRAL intercepte	b0	41,4087	41,3312	36,8479
X1	CRIM	b1	-0,1251	-0,1252	
X2	NOX	b2	-21,1251	-20,8566	-19,5103
Х3	AGE	b3	0,0040		
X4	DIS	b4	-1,2916	-1,3098	-1,2817
X5	RM	b5	3,9002	3,9241	4,1822
X6	LSTAT	b6	-0,5639	-0,5589	-0,6041
Х7	RAD	b7	0,2685	0,2680	
X8	CHAS	b8	2,7103	2,7263	
Х9	INDUS	b9	-0,0022		
X10	TAX	b10	-0,0102	-0,0102	
X11	PT	b11	-0,9708	-0,9673	-0,9297
		SS resid résiduelle	9826,13	9827,976	10580,48
		MSE = sigma <sup>2</sup> (ANOVA)	25,003	24,88095	26,517
		R <sup>2</sup>	0,71963493	0,719582	0,69811140
		R²ajusté	,71178756	0,713193	0,69432833

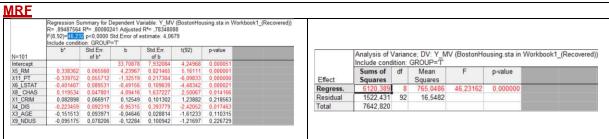
5e)
Comparez les prédictions des 3 modèles sur l'ensemble test T constitué des 101 observations.
Choisir le meilleur modèle selon des critères; préciser la nature de ces critères.

.,			MRO	MRF	MRB
Var	Nom	coefficient	ordinaire	sélection avant	sélection arrière
X0	GENÉRAL intercepte	b0	37,30622	33,70878	27,50599
X1	CRIM	b1	0,15954	0,12549	
X2	NOX	b2	-4,99851		
Х3	AGE	b3	-0,03647	0,028814	
X4	DIS	b4	-0,92637	0,393779	
X5	RM	b5	4,16260	4,23967	4,35412
X6	LSTAT	b6	-0,50708	-0,49156	-0,45228
Х7	RAD	b7	0,05491		
Х8	CHAS	b8	3,83516	4,09416	
Х9	INDUS	b9	-0,04094	0,100942	
X10	TAX	b10	-0,00483		
X11	PT	b11	-1,35093	-1,32519	-1,45293
		SS resid résiduelle	1508,168	1522,431	1769,708
		MSE = sigma <sup>2</sup> (ANOVA)	16,94570	1654,82	18,244
		R <sup>2</sup>	0,802669	0, 80080241	0,76844831
		R²ajusté	0,778279	0, 78348088	0, 76128691
		F	32,910728	46,232	107,30

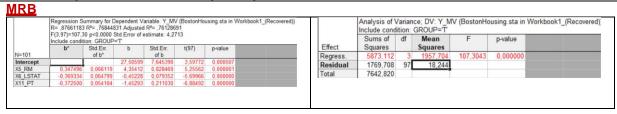




D'après le graphe et p-valeu on remarque qu'il y a des variables qui sont non significatifs, et on a aussi max VIF=11,05 donc on a le probléme de multicolinéarité. Le modèle ne satisfaisant pas



D'après les tableaux on remarque que la méthode de Régression avec Forward Stepwise a éliminé (négligé) quelques variables qui ne sont pas significatives mais il n'a pas éliminé toutes les variables puisque la méthode de Forward Stepwise ne vérifie pas l'états de toutes les variables après la sélection chaque step.



D'après les tableaux on remarque que la méthode de Régression avec Backward Stepwise a éliminé les variables qui ne sont pas significatives et résoudre le probléme de multicolinéarité.

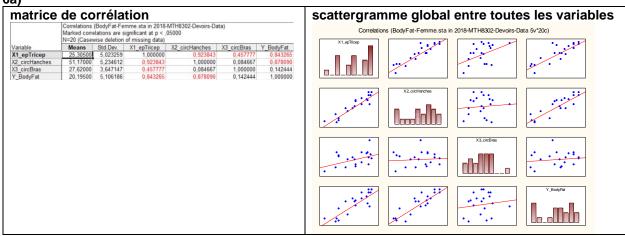
Backward Stepwise vérifie l'états de toutes les variables après la sélection pour chaque step

D'après les résultats precedantes on remarque que la méthode de Régression avec Backward Stepwise plus rapide et éfficase et contien moins des étapes par rapport Régression avec Forward Stepwisea et Régression Ordinaire.

Et on remarque que avec la méthode Backward Stepwise on a éliminé le probléme des variables non significatifs qui aparaitre dans le modèle de Régression Ordinaire et Régression avec Forward Stepwisea, et aussi on remarque qu'il a éliminé le probléme de multicolinéarité, Et aussi R2adj légèrement inférieur à R2.

#### No 6 Étude d'un modèle de régression multiple problématique Données = BodyFat-F.sta

#### Réponse



D'après la matrice de corrélation et le scattergramme on remarque que La corrélation est positive entre les variables et est valide on remarque qu'il y a une forte corrélation entre (X2 et X1 ,...) ce qui implique qu'il y a un

6b) Modèle de régression multiple ordinaire (MRO) entre Y et X1, X2, X3.

#### V- h0+ h1\*Y1+ h2\*Y2+h3\*Y3

problème de multicolinéarité

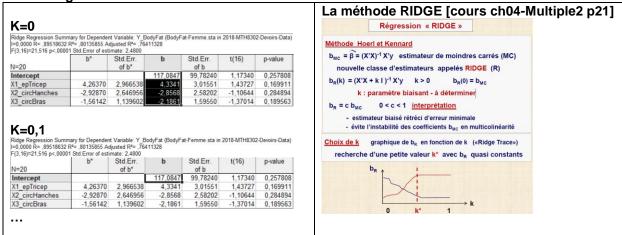
Regression Summary fi	or Dependent Va	riable: Y Bodul	Fat (BodyFat-F	emme sta in 20	18-MTH8302-	Devoirs-Data)	Analysis of Vari	ance; DV: Y_Bod		,		
R= ,89518632 R2= ,801	35855 Adjusted	R2= .76411328		diffine.ota in 20	710 1111110002	Detoils Date)	11	Sums of	df	Mean	F	p-value
F(3,16)=21,516 p<,000				045-	MACI		Effect	Squares		Squares		
N=20	b*	Std.Err. of b*	ь	Std.Err.	t(16)	p-value	Regress.	396,9846	3	132,3282	21,51571	0,000007
ntercept			117,0847	99,78240	1,17340	0,257808	Residual	98,4049	16	6,1503		
(1_epTricep	4,26370	2,966538	4,3341	3,01551	1,43727	0,169911	Total	495,3895		,		
2_circHanches	-2,92870	2,646956	-2,8568	2,58202	-1,10644		Total	400,0000				
_circBras	-1,56142	1,139602	-2,1861	1,59550	-1,37014	0.189563		ollinearity statistics for terr	ns in the eq	uation (BodyFat-Femme	sta in 2018-MTH8302-D	Devoirs-Data)
		_	_	_		_		gma-restricted parameteri: Tolemce Variance	R square	Y BodyFat Y Bo	dvFat Y BodvFat	Y BodyFat   Y Bod
n remar	que qu	ıe le s	igne d	le coe	fficier	nt de	Effect X1 epTricep	Infl fac 0.0014107 708.84291	0.998589	Beta in Par		t p
									0,998228			
		rican	act no	neitiva.	cola	impliana		0,0017720 564,34339			665991 -0,1232830	
		•	•			implique	X3_circBras	0,0095597 104,60601	0,990440	3 -1,561417 -0,3	240520 -0,1526654	
		•	•				X3_circBras	0,0095597 104,60601	0,990440	3 -1,561417 -0,3	240520 -0,1526654	
ue X1_e	pTrice	p éval	ué da	ns le n	nême	sens que	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	0,990440 SSİ	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun	-1,370142 0,18
que X1_e ′_bodyFa	pTrice at (si X	p éval 1 aug	ué da mente	ns le n donc	nême Y auç	sens que gmente).	On rema	0,0095597 104,60601	0,990440 SSİ	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun	-1,370142 0,18
que X1_e Y_bodyFa	pTrice at (si X	p éval 1 aug	ué da mente	ns le n donc	nême Y auç	sens que gmente).	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	0,990440 SSİ	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun	-1,370142 0,18
que X1_e Y_bodyFa Et le sign	pTrice at (si X e des (	p éval 1 aug coeffic	ué dai mente cients	ns le n donc des va	nême Y auç ariabl	sens que gmente). es	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	ssi ( ficat	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun  ue >0,052	-1,370142 0,18 <b>5)</b>
que X1_e /_bodyFa Et le sign (2_circHa	pTrice at (si X e des e anches	p éval 1 aug coeffic s, X3_c	ué dai mente cients circBr	ns le n donc des va as est	nême Y auç ariabl néga	sens que gmente). es tive,	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	0,990440 SSİ	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun	-1,370142 0,18 <b>5)</b>
que X1_e /_bodyFa Et le sign (2_circHa	pTrice at (si X e des e anches	p éval 1 aug coeffic s, X3_c	ué dai mente cients circBr	ns le n donc des va as est	nême Y auç ariabl néga	sens que gmente). es	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	ssi ( ficat	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun  ue >0,05	-1,370142 0,18 5) 847
que X1_e /_bodyFa Et le sign (2_circHa mplique	pTrice at (si X e des c anches que les	p éval 1 aug coeffic s, X3_c s varia	ué dai mente cients circBra ables é	ns le n donc des va as est évalué	nême Y auç ariabl néga s dan	sens que gmente). es tive, ss le sens	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	ssi (ficat	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun  ue >0,052	-1,370142 0,18 5) 847
que X1_e Y_bodyFa Et le sign X2_circHa mplique nverse d	pTrice at (si X e des c anches que les e Y_bc	p éval 1 aug coeffic s, X3_c s varia	ué dai mente cients circBra ables é	ns le n donc des va as est évalué	nême Y auç ariabl néga s dan	sens que gmente). es tive, ss le sens	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	ssi ( ficat	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun  ue >0,05	-1,370142 0,18 5) 847
que X1_e Y_bodyFa Et le sign X2_circHa implique inverse d	pTrice at (si X e des c anches que les e Y_bc	p éval 1 aug coeffic s, X3_c s varia	ué dai mente cients circBra ables é	ns le n donc des va as est évalué	nême Y auç ariabl néga s dan	sens que gmente). es tive, ss le sens	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	ssi (ficat	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun  ue >0,05   117,08   4,33	5) 347 341
que X1_e Y_bodyFa Et le sign K2_circHa mplique nverse d diminué).	pTrice at (si X e des c anches que les e Y_bo	p éval 1 aug coeffic s, X3_c s varia	ué dai mente cients circBr ables é (si X	ns le n donc des va as est évalué 2 augr	nême Y auç ariabl néga s dan mente	sens que gmente). es tive, ss le sens	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	b0	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun  ue >0,05	5) 347 341
que X1_e /_bodyFa Et le sign K2_circHa mplique nverse d diminué). Et aussi (	pTrice at (si X e des ( anches que les e Y_bo	p éval 1 aug coeffic s, X3_c s varia odyFat	ué dan mente cients circBra ables é : (si X	ns le n donc des va as est évalué 2 augr	nême Y auç ariabl néga s dan mente	sens que gmente). es tive, es le sens e donc Y	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	ssi (ficat	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun  ue >0,05   117,08   4,33	5) 347 341
que X1_e /_bodyFa t le sign (2_circHa mplique nverse d diminué). Et aussi (	pTrice at (si X e des ( anches que les e Y_bo	p éval 1 aug coeffic s, X3_c s varia odyFat	ué dan mente cients circBra bles é ci (si X	ns le n donc des va as est évalué 2 augr	nême Y auç ariabl néga s dan mente	sens que gmente). es tive, es le sens e donc Y	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	b0	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	249520 0 1526551 aucun lue >0,05 117,08 4,33 -2,85	5) 347 341 568
ue X1_e '_bodyFa '_bodyFa t le sign (2_circHa mplique nverse d liminué). t aussi c (1_epTric	pTrice at (si X e des c anches que les e Y_bc on rem cep a u	p éval 1 aug coeffic s, X3_c s varia odyFat arque in plus	ué dan mente cients circBra bles é (si X que la s gran	ns le n donc des va as est évalué 2 augr a varia	nême Y auç ariabl néga s dan mente able act su	sens que gmente). es tive, es le sens e donc Y	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	b0 b1	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	249520 0 1526551 aucun lue >0,05 117,08 4,33 -2,85	5) 347 341 568
que X1_e Y_bodyFa Et le sign X2_circHa	pTrice pt (si X e des c anches que les e Y_bc on rem cep a u at par u	p éval 1 aug coeffic s, X3_c s varia odyFat arque in plus	ué dan mente cients circBra bles é (si X que la s gran	ns le n donc des va as est évalué 2 augr a varia	nême Y auç ariabl néga s dan mente able act su	sens que gmente). es tive, es le sens e donc Y	On rema	o,0095597 <b>=104.60501</b> arque au	b0	<sup>3</sup> -1,561417 -0,3 qu'il y a	aucun  ue >0,05   117,08   4,33	5) 347 341 568

Le modèle ne satisfaisant pas à cause de présentent un problème de multicolinéarité entre les **variable Xi (max VIF=708,84 >10)** 

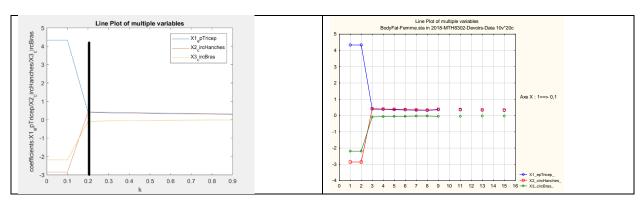
Pour obtenir un modèle plus satisfaisant on utilise des méthodes pour remédier aux problèmes de multicolinéarité comme la régression en composantes principales (ACP), la régression PLS (« Partial Least Square »), la régression RIDGE, la méthode de sélection de variables...

Et pour cet exercice on utilise les 2 méthodes suivant pour résoudre le problème de multicolinéarité : Mod1 : régression RIDGE et Mod2 : régression en composantes principales

#### ெ) Mod1 : régression RIDGE

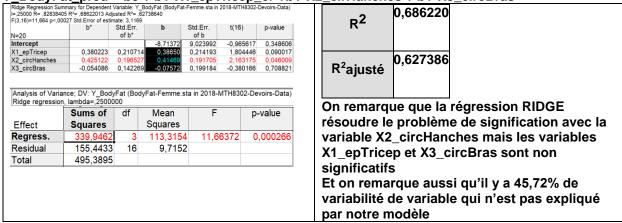


k	X1	X2	Х3
0,0	4,3341	-2,8568	-2,1861
0,1	4,3341	-2,8568	-2,1861
0,2	0,39789	0,42405	-0,08581
0,3	0,37644	0,40521	-0,06704
0,4	0,35877	0,38685	-0,05270
0,5	0,34330	0,36976	-0,04130
0,6	0,32939	0,35401	-0,03205
0,7	0,31673	0,33953	-0,02443



#### D'après le graphe on a prend K=0,24





6c)

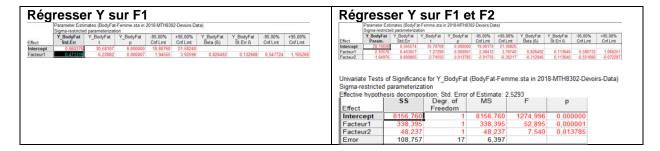
#### Mod2: régression en composantes principales

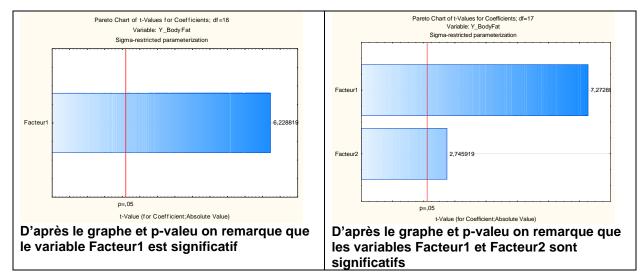
Au début on utilise la méthode ACP pour exprime les données initiales X dans l'espace des facteurs (F1, F2,..), on exprime les variables initiales X sous forme centrées-réduites Xcr On criée un fichier initial qui contient les données dans

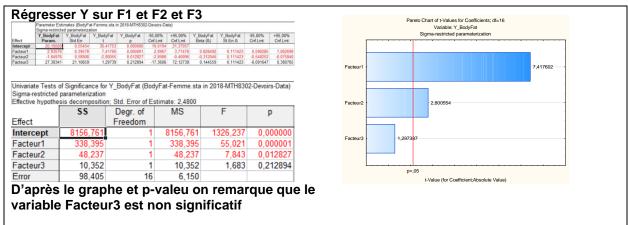
-l'espace initial (X) -l'espace des facteurs (F) -l'espace des variables centrés-réduites (Xcr)

CSPU	oc iiiit	· (/\)	. 000	400 ac	o iaot	cars (i	<u>,</u>	pace aco variabi	00 00116100	<del>o roaantoo</del>	(710.)
12 K1_epTricep_ cr	13 X2_circHanch es_cr	14 X3_circBras_ cr	15 Facteur1	16 Facteur2	17 Facteur3						
-1,2	-1,5	0,4	-1,63189	1,10075	0,046262						
-0,1	-0,3	0,2	-0,19303	0,26387	0,037463			Factor coordinates of the variables, ba	acad on correlations /Do	h-Eat Easses ata in 2010	MTU0202 Davaira Data
1,1	0,1	2,6	1,72932	2,19005	-0,024545			Active and Supplementary variables	ased on correlations (Doc	ayrat-remme.sta in 2010-	WITHOUGH - Devoits-Data)
0,9	0,6	1,0	1,33021	0,54703	-0,002570			*Supplementary variable			
-1,2	-1,7	0,9	-1,62359	1,62286	-0,036284				F 4 4	E . 0	E . 2
0,1	0,5	-1,1	-0,00515	-1,19609	0,003308			Variable	Factor 1	Factor 2	Factor 3
1,2	1,4	-0,0	1,72239	-0,68255	-0,024221			V4 onTrioon	0.000044	-0.048393	0,019342
0,5	0,2	0,8	0,75518	0,62824	0,032686			X1_epTricep	0,998641	-0,040393	0,019342
-0,6	-0,2	-1,2	-1,01789	-0,94745	0,030129			X2 circHanches	0.904817	-0,425451	-0.017255
1,2	1,0	-0,8	0,03793 1,68155	-0,89109 0,07017	-0,044847 -0,015348			_	,		
1,0	1,1	0,7	1,43448	-0.34907	0.000371			X3 circBras	0.500494	0.865708	-0.007399
-1,3	-0,9	-1,3	-1,91602	-0,67657	-0.024716						
-1,1	-1,3	0,3	-1,51969	0.88331	-0.022057			*Y_BodyFat	0,826492	-0,312046	0,144559
-2,1	-1,6	-1,7	-3,10224	-0,73369	-0,017750						
0,8	0,6	0,7	1,20528	0,29584	0,017606						
0,5	8,0	-0,5	0,64454	-0,84331	-0,018437						
1,0	1,4	-0,8	1,28207	-1,41630	0,017912						
-0,5	-0,6	-0,1	-0,76702	0,14812	0,030217						
-0,0	-0,0	-0,0	-0,04642	-0,01414	0,014821						

Ensuite on régresse Y sur les facteurs F avec la méthode progressive Régresser Y sur F1, régresser Y sur F1 et F2,..., etc Arrêter lorsqu'un nouveau F devient non significatif.





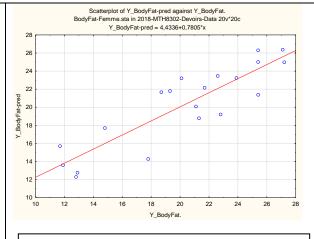


Et après on fait la Comparaissant entre Yprédit et Yobservé et on modifie l'étape de régression et prend le meilleur choix.

Et a la fin nous avons trouvé que Y = b0 + b1\*F1 + b2\*F2 c'est le meilleur choix

	s avons trouvé 00 + b1*F1 + b2*	:F2
	Coefficient	MR
F0	b0	20,19500
F1	b1	2,93576
F2	b2	-1,64976
	SS resid résiduelle	108,7572 28,12%
	MSE = sigma <sup>2</sup> (ANOVA)	6,397480
	R <sup>2</sup>	0,780461
	R²ajusté	0,754633

Pour régresser Y sur F1 et F2



D'après le graphe et le tableau on reamrque que on a une bonne corrélation entre les facteurs et Y\_pred (R²ajusté=0,75). Et aussi qu'il y a 28% de variabilité de variable qui n'est pas expliqué par notre modèle

Variable	Factor 1	Factor 2	Factor 3
X1_epTricep	0,998641	-0,048393	0,019342
X2_circHanches	0,904817	-0,425451	-0,017255
X3 circBras	0,500494	0,865708	-0,007399
*Y_BodyFat	0,826492	-0,312046	0,144559

Y\_BodyFat\_pred = b0 + b1\*F1 + b2\*F2=b0+(b1\*0,998-b2\*0,048)\*X1\_epTricep\_cr + (b1\*0,904-b2\*0,425)\*X2\_cirHanches + (b1\*0,5-b2\*0,312)\*X3\_circBras

#### 6d)

	Mod1	Mod2
R <sup>2</sup>	0,686220	0,780461
R <sup>2</sup> ajusté	0,627386	0,754633
SSresid(%)	45,72	28,12

D'après la valeure de R<sup>2</sup>ajusté et SSresid(%) on remarque que le Mod2 (régression en composantes principales) le meilleur choix

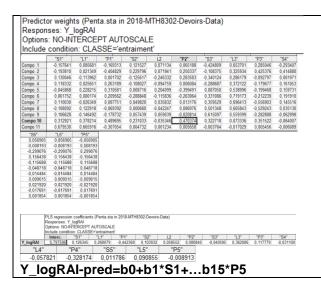
Et on remarque aussi qu'il y a des variables non significatives dans le Mod1 (régression RIDGE) par contre le Mod2 qui toutes ces variables sont significatives.

#### No 7 Étude de prédiction d'activité biologique : modélisation PLS Données = Penta.sta

#### Réponse

7a)

#### M1 : Modèle PLS (modèle avec toutes les composantes)

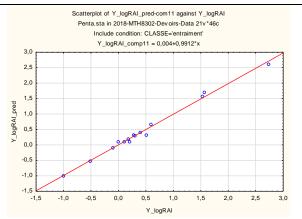


Summary of PLS (Penta.sta in 2018-MTH8302-Devoirs-Data)
Responses: Y\_logRAI
Options: NO-INTERCEPT AUTOSCALE
Include condition: CLASSE='entraiment'

		Increase	Average	Increase	Average
		R <sup>2</sup> of Y	R <sup>2</sup> of Y	R <sup>2</sup> of X	R <sup>2</sup> of X
Comp	1	0,896399	0,896399	0,169014	0,169014
Comp	2	0,078368	0,974767	0,127721	0,296735
Comp	3	0,004636	0,979403	0,146554	0,443289
Comp	4	0,002485	0,981889	0,118421	0,561710
Comp	5	0,001494	0,983383	0,105894	0,667605
Comp	6	0,002617	0,986001	0,051876	0,719481
Comp	7	0,002428	0,988428	0,061873	0,781354
Comp	8	0,001926	0,990354	0,072252	0,853606
Comp	9	0,000725	0,991080	0,067285	0,920891
Comp	10	0,000000	0,991080	0,079076	0,999967
Comp	11	0,000099	0,991179	0,000033	1,000000

D'après les R2 de de Y(cumul) on remarque que nous avons une bonne corrélation entres les composantes et Y

Y_logRAI- OBSV	Y_logRAI-pred- com11	écart
0,00	0,10001	-0,10001
0,28	0,32348	-0,04348
0,20	0,09999	0,10001
0,51	0,32345	0,18655
0,11	0,11000	0,00000
2,73	2,60227	0,12773
0,18	0,18000	0,00000
1,53	1,58613	-0,05613
-0,10	-0,10000	0,00000
-0,52	-0,52000	0,00000
0,40	0,40000	0,00000
0,30	0,30000	0,00000
-1,00	-1,00000	0,00000
1,57	1,71053	-0,14053
0,59	0,66413	-0,07413



On remarque que le modèle prédit a bien suivi notre modèle réel

7b) modèle à 2 composantes semble un bon choix R2 de Y = 0,9747

Summary of PLS (Penta.sta in 2018-MTH8302-Devoirs-Data)

Responses: Y\_logRAI

V 1---- DAI

Options: NO-INTERCEPT AUTOSCALE Include condition: CLASSE='entraiment'

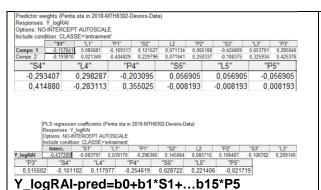
I		Increase	Average	Increase	Average
		R <sup>2</sup> of Y	R <sup>2</sup> of Y	R <sup>2</sup> of X	R <sup>2</sup> of X
Comp	1	0,896399	0,896399	0,169014	0,169014
Comp	2	0,078368	0,974767	0,127721	0,296735
Comp	3	0,004636	0,979403	0,146554	0,443289
Comp	4	0,002485	0,981889	0,118421	0,561710
Comp	5	0,001494	0,983383	0,105894	0,667605
Comp	6	0,002617	0,986001	0,051876	0,719481
Comp	7	0,002428	0,988428	0,061873	0,781354
Comp	8	0,001926	0,990354	0,072252	0,853606
Comp	9	0,000725	0,991080	0,067285	0,920891
Comp	10	0,000000	0,991080	0,079076	0,999967
Comp	11	0,000099	0,991179	0,000033	1,000000

On a basé sur le choix des composantes sur les deux critères suivants :

Nombre de composante petit et R2 de Y (cumul) max Et comme vous voyez dans le tableau nous remarquons que R2 de Y(cumul) de la composante2 augmente de 0,07 par rapport R2 de Y(cumul) de composante1, et après la composante2 on remarque que les autres composantes augmentent de facon presque constante.

avec R2 de Y (cumul)=0,97 qui montre que notre modèle presque prédit tous les variables

#### M2 : Modèle PLS (modèle avec les 2 premières composantes)

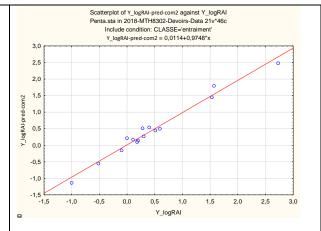


V Is a DAL and I desail

Summary of PLS (Penta.sta in 2018-MTH8302-Devoirs-Data) Responses: Y logRAI Options: NO-INTERCEPT AUTOSCALE Include condition: CLASSE='entraiment' Increase Average Increase R<sup>2</sup> of Y R<sup>2</sup> of Y R<sup>2</sup> of X R<sup>2</sup> of X 0,896399 0,896399 0.169014 0.169014 Comp 1 0,078368 0,974767 0,127721 Comp 2 0,296735

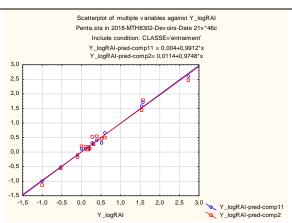
D'après les R2 de de Y(cumul) on remarque que nous avons une bonne corrélation entres les composantes et Y

Y_logRAI-	Y_logRAI-pred-	écart
OBSV	com2	
0,00	0,21319	-0,21319
0,28	0,51533	-0,23533
0,20	0,14380	0,05620
0,51	0,44595	0,06405
0,11	0,17156	-0,06156
2,73	2,48083	0,24917
0,18	0,09637	0,08363
1,53	1,44762	0,08238
-0,10	-0,15456	0,05456
-0,52	-0,54923	0,02923



On remarque que le modèle prédit a bien suivi notre modèle réel (il y a une linéarisation entre Y et sa valeur prédit)

0,40	0,53927	-0,13927
0,30	0,26851	0,03149
-1,00	-1,13327	0,13327
1,57	1,79743	-0,22743
0,59	0,49719	0,09281
	·	· 



On remarque que les deux modèles prédits sont bien suivi le modèle réel pour les deux cas de composantes (2 et 11) Pour les deux composantes on a presque la même résultat

7c)
Avec les variables S1 P1 S3 P3 L3 S4 L4 P4 on a trouvé R2 de Y pour composant2 égale 0,947 est ca signifie que avec c'est variable on a exprimé 95% de valeur prédit de Y et a cause de ca on peut éliminé les autres variables qui ne contribué pas avec les valeurs prédites

M3 : Modèle PLS (modèle avec les 2 premières composantes et les variables S1 P1 S3 P3 L3 S4 L4 P4)

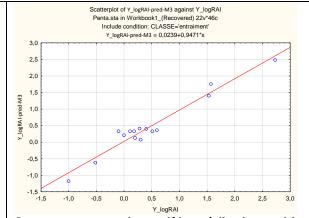
	Summary of	Summary of PLS (Penta.sta in Workbook1_(Recovered))						
	Responses: Y_logRAI							
	Options: NO	-INTERCEPT	AUTOSCAL	E				
	Include cond	ition: CLASS	E='entraimer	nt'				
	Increase	Average	Increase	Average	NewVar			
	R <sup>2</sup> of Y	R <sup>2</sup> of Y	R <sup>2</sup> of X	R <sup>2</sup> of X				
Comp 1	0,852271	0,852271	0,322533	0,322533				
Comp 2								
D'anròs	le D2	do do	V(cumu	Il on re	marau			

D'après les R2 de de Y(cumul) on remarque que nous avons une bonne corrélation entres les composantes et Y

	Predictor weights (Penta sta in Workbook1_(Recovered)) Responses: V JogRAI Options: NO-INTERCEPT AUTOSCALE Include condition: CLASSE=*entraiment*								
	"S1"	"P1"	"S3"	"P3		3"	"S4"	"L4"	"P4"
Compo 1	-0,16098	-0,1729	06 -0,433	825 0,29	1095 0,6	67575	-0,299635	0,304618	-0,207405
Compo 2	-0,29848	-0,3019	13 -0,153	813 0.46	6094 0,3	393983	0.441079	-0,281950	0,386761
	IPI S regressin	n coefficients	(Ponta sta in )	Wasishaak1 (	(Recovered)				
	PLS regression Responses: Y Options: NO-I Include condit	_logRAI NTERCEPT A ion: CLASSE:	UTOSCALE e'entraiment'	-		20			
Y logRAI	Responses: Y Options: NO-II	_logRAI NTERCEPT A	UTOSCALE	Workbook1_(	(Recovered)	"L3" 0.22001	"\$4"	"L4" 0 107457	"P4" -0.144669

Y\_logRAI-pred=0,24-0,1\*S1-0,27\*P1-0,11\*S3+0,56\*P3+0,22\*L3-0,07\*S4+0,1\*L4-0,14\*P4

Y_logRAI-	Y_logRAI-pred-	écart
OBSV	com2	
0,00	0,21108	-0,21108
0,28	0,41472	-0,13472
0,20	0,12791	0,07209
0,51	0,33154	0,17846
0,11	0,33154	-0,22154
2,73	2,48272	0,24728
0,18	0,33154	-0,15154
1,53	1,40562	0,12438

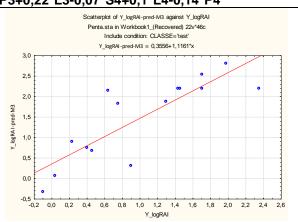


On remarque que le modèle prédit n'a pas bien suivi notre modèle réel (il y a une quelque erreur entre Y et sa valeur prédit)

-0,10	0,33154	-0,43154
-0,52	-0,61608	0,09608
0,40	0,40105	-0,00105
0,30	0,08113	0,21887
-1,00	-1,17345	0,17345
1,57	1,75619	-0,18619
0,59	0,36295	0,22705

7d) Y\_logRAI-pred=0,24-0,1\*S1-0,27\*P1-0,11\*S3+0,56\*P3+0,22\*L3-0,07\*S4+0,1\*L4-0,14\*P4

 _logival-preu=	0,24-0,1 31-0,27 P	1-0,11 33+0,3
Y_logRAI-	Y_logRAI-pred-	écart
OBSV	com2	
-0,10	-0,327235642	0,23
0,46	0,686589345	-0,23
0,75	1,82393778	-1,07
1,43	2,20	-0,78
1,45	2,20	-0,76
1,71	2,20	-0,50
0,04	0,05	-0,01
0,23	0,89	-0,66
1,30	1,86	-0,57
2,35	2,20	0,14
1,98	2,80	-0,82
1,71	2,53	-0,82
0,90	0,30	0,60
0,64	2,14	-1,51
0,40	0,75	-0,35
	-1,89	1,89



On remarque que le modèle prédit n'a pas bien suivi notre modèle réel (il y a une grand erreur entre Y et sa valeur prédit)

Pour que la régéssion soit plus rapide et éfficase on élimine les variables qui ne contribué pas avec les valeurs prédites et on prend le nombre de composante petit et R2 de Y (cumul) max, avec cela nous obtenons le même résultat

### Conclusion générale

Dans cet devoir nous avons tretié des données réels ou on a utilisé la régression multiple ordinaire et Régression avec Forward Stepwise et Régression avec Backward Stepwise. Et on a tretié le probléme de multicolinéarité ou on a utilisé les méthodes (RIDGE, ACP) pour résoudre le probléme. Et on a bien étudié la régression PLS