

Développement d'une étude de cas pour l'analyse des comportements par modèles de choix discrets

Année académique 2005 - 2006

Travail réalisé en vue de l'obtention du grade
d'Ingénieur Civil en Informatique et Gestion

Auteurs : Gianni Farini
Nicolas Simon
5^e Informatique et Gestion

Promoteurs : Prof. Michel Bierlaire
Prof. Jacques Teghem

Assistant : Michaël Thémans



Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier très sincèrement la *Faculté Polytechnique de Mons* et l'*Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne* qui nous ont permis, par l'intermédiaire de Messieurs Jacques Teghem et Michel Bierlaire, de réaliser notre séjour interuniversitaire dans les meilleures conditions possibles.

Qu'il nous soit également permis de les remercier pour leur aide, leur disponibilité, leurs explications de grande qualité, leurs précieux conseils, leur patience et leur gentillesse tout au long de notre travail de fin d'études.

Nous ne pouvons omettre de citer Monsieur Michaël Thémans qui nous a suivi et nous a apporté ses conseils avisés au quotidien. Nous l'en remercions.

Enfin, nous exprimons toute notre gratitude à nos familles et à toutes les autres personnes qui ont, de près ou de loin, œuvré au bon déroulement de ce travail de fin d'études.

Table des matières

I	Introduction	14
II	Aspects théoriques	16
1	Contexte	17
1.1	Présentation des modèles de choix discrets	17
1.2	Hypothèses indispensables à la réalisation d'un modèle de choix discrets	18
1.2.1	Les preneurs de décisions	18
1.2.2	Les alternatives	19
1.2.3	Les attributs	19
1.2.4	Les règles relatives aux prises de décisions	20
1.3	Principes de base des fonctions d'utilité	20
2	Aspects théoriques des modèles de choix discrets	22
2.1	Définition des fonctions d'utilité et suppression des paramètres redondants	22
2.1.1	Constantes spécifiques aux alternatives	22
2.1.2	Variables socio-économiques	23
2.1.3	Attributs relatifs aux alternatives	24
2.2	Distribution de l'erreur	25
2.2.1	Le modèle linéaire	25
2.2.2	La distribution normale (modèle <i>Probit</i>)	26
2.2.3	La distribution de Gumbel (modèle <i>Logit</i>)	26
2.3	Les divers types de modèles	28
2.3.1	Le modèle binaire	28
2.3.2	Le modèle multinomial	29
2.3.3	Le modèle <i>nested</i>	30
2.4	Principe de l'algorithme permettant de calculer les paramètres du modèle	30
2.5	Tests d'hypothèse	32
2.5.1	Paramètres significatifs ou non significatifs	32
2.5.2	Comparaison de deux coefficients	33
2.5.3	Comparaison de deux modèles	34
2.6	Méthodes permettant d'obtenir un meilleur résultat	35
2.6.1	Interactions entre paramètres	35
2.6.2	<i>Panel Data</i>	35

3	Présentation du logiciel <i>Biogeme</i>	37
3.1	Origine du nom <i>Biogeme</i>	37
3.2	Principe de fonctionnement	38
3.2.1	Fichiers d'entrée	38
3.2.2	Lancement du logiciel et obtention des résultats	39
3.2.3	Fichiers en sortie	39
 III Modélisation de la perception du temps des automo- bilistes danois		 41
4	Contexte et objectifs	42
5	Données	44
5.1	Données de référence	44
5.1.1	Rno	44
5.1.2	Choice	44
5.2	Attributs relatifs aux alternatives et au contexte de choix	45
5.2.1	Statistiques	45
5.2.2	Logv	45
5.2.3	GL - LL - LG - GGs - GLs - LLs - LGs	45
5.2.4	Delta T	47
5.2.5	Nouvelle variable : Delta C	47
5.3	Variables socio-économiques	47
5.3.1	Statistiques	47
5.3.2	Miss_Income	48
5.3.3	Log_Income	48
5.3.4	Low_Incgroup - High_Incgroup	49
5.3.5	Age	49
5.3.6	Nouvelles variables : Age18_25 - Age26_35 - Age36_45 - Age 46_55 - Age56_65 - AgeMore66	49
5.3.7	Female	50
5.3.8	Internet	50
5.3.9	Houseowner	51
5.3.10	SingNo - SingCh - CoupCh - Other	51
5.3.11	Area	51
5.3.12	Nouvelles variables : ArLess5 - Ar5_20 - Ar20_50 - Ar50_100 - ArMore100	51
5.4	Variables décrivant le trajet de référence considérées comme socio- économiques	52
5.4.1	Statistiques	52
5.4.2	Empl_Pay	53
5.4.3	Dist20_49 - Dist50_99 - DistMore100	53
5.4.4	Commuter - Education - Maintenance	53
5.4.5	PercCong	53
5.4.6	Logjtime	53

6	Analyse des modèles testés	54
6.1	Elaboration d'un premier modèle simple avec seulement <i>Delta C</i> et <i>Delta T</i>	54
6.1.1	Description de notre démarche	54
6.1.2	Modèle obtenu	55
6.1.3	Analyse de ce modèle	55
6.2	Elaboration d'un modèle après insertion des attributs relatifs au contexte de choix	56
6.2.1	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> et <i>GL(s)</i>	56
6.2.2	Analyse de ce modèle	57
6.3	Elaboration du modèle tenant compte des paramètres socio-économiques les plus pertinents	59
6.3.1	Modèle de référence obtenu après insertion de toutes les variables socio-économiques	59
6.3.2	Description de notre démarche et analyse de ce modèle	61
6.4	Elaboration d'un modèle avec interactions entre le coût et/ou le temps et les variables socio-économiques	66
6.4.1	Méthode utilisée dans ce contexte	66
6.4.2	Interactions avec le coût	69
6.4.3	Interactions avec le temps	73
6.4.4	Modèle de référence obtenu après interactions simultanées du temps et du coût avec des variables socio-économiques	76
6.4.5	Description de notre démarche et analyse de ce modèle	78
6.5	Elaboration d'un modèle après application de la technique du <i>Panel Data</i>	79
6.5.1	Modèle de référence obtenu après utilisation du <i>Panel Data</i>	79
6.5.2	Description de notre démarche et analyse de ce modèle	81
7	Modèle avec <i>Logv</i> et la technique de MM. Bierlaire et Fosgerau	82
7.1	Principe et équations du modèle	82
7.1.1	Contexte de réalisation de ce modèle	82
7.1.2	Equations du modèle de MM. Bierlaire et Fosgerau	83
7.2	Résultats obtenus et analyse de ceux-ci	83
7.2.1	Résultats	83
7.2.2	Interprétation des résultats et comparaison avec ceux obtenus précédemment	84
7.3	Perspectives	84
IV	Conclusion	85
V	Bibliographie	87
VI	Annexes	90
8	Modèles	91
8.1	Elaboration d'un premier modèle simple avec <i>Delta C</i> et <i>Delta T</i>	91

8.2	Elaboration d'un modèle après insertion des attributs relatifs au contexte de choix	92
8.2.1	Modèle avec $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$ et $GL(s)$	92
8.2.2	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$ et $GL(s)$	93
8.3	Elaboration du modèle tenant compte des paramètres socio-économiques les plus pertinents	94
8.3.1	Modèle avec $Miss_Income$	94
8.3.2	Modèle avec Log_Income	95
8.3.3	Modèle avec ΔC , ΔT et Log_Income	95
8.3.4	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$ et Log_Income	96
8.3.5	Modèle avec $Empl_Pay$	97
8.3.6	Modèle avec ΔC , ΔT et $Empl_Pay$	97
8.3.7	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income et $Empl_Pay$	98
8.3.8	Modèle avec $Low_Incgroup$ et $High_Incgroup$	99
8.3.9	Modèle avec ΔC , ΔT , $Low_Incgroup$ et $High_Incgroup$	99
8.3.10	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$; $Low_Incgroup$ et $High_Incgroup$	100
8.3.11	Modèle avec $Dist20_49$, $Dist50_99$ et $DistMore100$	101
8.3.12	Modèle avec ΔC , ΔT , $Dist20_49$, $Dist50_99$ et $DistMore100$	101
8.3.13	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , $Empl_Pay$, $Dist20_49$, $Dist50_99$ et $DistMore100$	102
8.3.14	Modèle avec $Commuter$, $Education$ et $Maintenance$	103
8.3.15	Modèle avec ΔC , ΔT , $Commuter$, $Education$ et $Maintenance$	103
8.3.16	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , $Empl_Pay$, $Dist20_49$, $Dist50_99$, $DistMore100$, $Commuter$, $Education$ et $Maintenance$	104
8.3.17	Modèle avec $Age26_35$, $Age36_45$, $Age46_55$, $Age56_65$ et $AgeMore66$	105
8.3.18	Modèle avec ΔC , ΔT , $Age26_35$, $Age36_45$, $Age46_55$, $Age56_65$ et $AgeMore66$	105
8.3.19	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , $Empl_Pay$, $Dist20_49$, $Dist50_99$, $DistMore100$, $Commuter$, $Education$, $Maintenance$, $Age26_35$, $Age36_45$, $Age46_55$, $Age56_65$ et $AgeMore66$	106
8.3.20	Modèle avec $Age26_35$ et $AgeMore56$	108
8.3.21	Modèle avec ΔC , ΔT , $Age46_55$ et $AgeMore56$	108
8.3.22	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , $Empl_Pay$, $Dist20_49$, $Dist50_99$, $DistMore100$, $Commuter$, $Education$, $Maintenance$, $Age46_55$ et $AgeMore56$	109
8.3.23	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , $Empl_Pay$, $Dist20_49$, $Dist50_99$, $DistMore100$, $Commuter$, $Education$, $Age46_55$ et $AgeMore56$ (suppression de $Maintenance$)	111

8.3.24	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>Dist20_49</i> , <i>Dist50_99</i> , <i>DistMore100</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> et <i>AgeMore56</i> (regroupement de <i>Commuter</i> et <i>Education</i>)	112
8.3.25	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>Dist20_49</i> , <i>DistMore50</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> et <i>AgeMore56</i> (regroupement de <i>Dist50_99</i> et <i>DistMore100</i>)	113
8.3.26	Modèle avec <i>Female</i>	114
8.3.27	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> et <i>Female</i>	114
8.3.28	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>Dist20_49</i> , <i>DistMore50</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> , <i>AgeMore56</i> et <i>Female</i>	115
8.3.29	Modèle avec <i>Internet</i>	116
8.3.30	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> et <i>Internet</i>	116
8.3.31	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>Dist20_49</i> , <i>DistMore50</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> , <i>AgeMore56</i> , <i>Female</i> et <i>Internet</i>	117
8.3.32	Modèle avec <i>Houseowner</i>	118
8.3.33	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> et <i>Houseowner</i>	118
8.3.34	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>Dist20_49</i> , <i>DistMore50</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> , <i>AgeMore56</i> , <i>Female</i> , <i>Internet</i> et <i>Houseowner</i>	119
8.3.35	Modèle avec <i>PercCong</i>	120
8.3.36	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> et <i>PercCong</i>	120
8.3.37	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>Dist20_49</i> , <i>DistMore50</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> , <i>AgeMore56</i> , <i>Female</i> , <i>Internet</i> , <i>Houseowner</i> et <i>PercCong</i>	121
8.3.38	Modèle avec <i>Logjtime</i>	122
8.3.39	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> et <i>Logjtime</i>	122
8.3.40	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>Dist20_49</i> , <i>DistMore50</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> , <i>AgeMore56</i> , <i>Female</i> , <i>Internet</i> , <i>Houseowner</i> , <i>PercCong</i> et <i>Logjtime</i>	123
8.3.41	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> , <i>AgeMore56</i> , <i>Female</i> , <i>Internet</i> , <i>Houseowner</i> , <i>PercCong</i> et <i>Logjtime</i> (suppression de <i>Dist20_49</i> et <i>DistMore50</i>)	125
8.3.42	Modèle avec <i>CoupCh</i> , <i>SingNo</i> , <i>SingCh</i> et <i>Other</i>	126
8.3.43	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>CoupCh</i> , <i>SingNo</i> , <i>SingCh</i> et <i>Other</i>	126
8.3.44	Modèle avec <i>Delta C</i> , <i>Delta T</i> , <i>LL(s)</i> , <i>LG(s)</i> , <i>GG(s)</i> , <i>GL(s)</i> , <i>Log_Income</i> , <i>Empl_Pay</i> , <i>Dist20_49</i> , <i>DistMore50</i> , <i>CommEduc</i> , <i>Age46_55</i> , <i>AgeMore56</i> , <i>Female</i> , <i>Internet</i> , <i>Houseowner</i> , <i>PercCong</i> , <i>CoupCh</i> , <i>SingNo</i> , <i>SingCh</i> et <i>Other</i>	127
8.3.45	Modèle avec <i>ArLess5</i> , <i>Ar5_20</i> , <i>Ar20_50</i> , <i>Ar50_100</i> et <i>ArMore100</i>	128

8.3.46	Modèle avec ΔC , ΔT , $ArLess5$, $Ar5_20$, $Ar20_50$, $Ar50_100$ et $ArMore100$	129
8.3.47	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , $Empl_Pay$, $Dist20_49$, $DistMore50$, $CommEduc$, $Age46_55$, $AgeMore56$, $Female$, $Internet$, $Houseowner$, $PercCong$, $ArLess5$, $Ar5_20$, $Ar20_50$, $Ar50_100$ et $ArMore100$	129
8.3.48	Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , $Empl_Pay$, $Dist20_49$, $DistMore50$, $CommEduc$, $Age46_55$, $AgeMore56$, $Female$, $Internet$, $Houseowner$, $PercCong$, $ArLess5$, $Ar5_20$ et $ArMore20$ (regroupement de $Ar20_50$, $Ar50_100$ et $ArMore100$)	131
8.4	Elaboration d'un modèle avec interactions entre le coût et/ou le temps et les variables socio-économiques	133
8.4.1	Interaction avec $\beta_{\Delta C Empl_PayYes}$ et $\beta_{\Delta C Empl_PayNo}$	133
8.4.2	Interaction avec $\beta_{\Delta C Inc42882}$, $\beta_{\Delta C Inc100412}$, $\beta_{\Delta C Inc157942}$, $\beta_{\Delta C Inc208237}$, $\beta_{\Delta C Inc245626}$, $\beta_{\Delta C Inc250_400}$ et $\beta_{\Delta C IncMore400}$	135
8.4.3	Interaction avec $\beta_{\Delta C IncLess200}$ et $\beta_{\Delta C IncMore200}$	137
8.4.4	Interaction avec $\beta_{\Delta C LowInc}$, $\beta_{\Delta C MedInc}$ et $\beta_{\Delta C HighInc}$	138
8.4.5	Interaction avec $\beta_{\Delta C DistLess19}$, $\beta_{\Delta C Dist20_49}$, $\beta_{\Delta C Dist50_99}$ et $\beta_{\Delta C DistMore100}$	140
8.4.6	Interaction avec $\beta_{\Delta C DistLess19}$, $\beta_{\Delta C Dist20_49}$ et $\beta_{\Delta C DistMore50}$	142
8.4.7	Interaction avec $\beta_{\Delta C Commuter}$, $\beta_{\Delta C Education}$, $\beta_{\Delta C Leisure}$ et $\beta_{\Delta C Maintenance}$	144
8.4.8	Interaction avec $\beta_{\Delta C CommEduc}$ et $\beta_{\Delta C LeisMaint}$	146
8.4.9	Interaction avec $\beta_{\Delta C AgeLess25}$, $\beta_{\Delta C Age26_35}$, $\beta_{\Delta C Age36_45}$, $\beta_{\Delta C Age46_55}$, $\beta_{\Delta C Age56_65}$ et $\beta_{\Delta C AgeMore66}$	147
8.4.10	Interaction avec $\beta_{\Delta C AgeLess25}$, $\beta_{\Delta C Age26_65}$ et $\beta_{\Delta C AgeMore66}$	149
8.4.11	Interaction avec $\beta_{\Delta C Male}$ et $\beta_{\Delta C Female}$	151
8.4.12	Interaction avec $\beta_{\Delta C InternetYes}$ et $\beta_{\Delta C InternetNo}$	152
8.4.13	Interaction avec $\beta_{\Delta C HouseownerYes}$ et $\beta_{\Delta C HouseownerNo}$	154
8.4.14	Interaction avec $\beta_{\Delta C CoupNo}$, $\beta_{\Delta C CoupCh}$, $\beta_{\Delta C SingNo}$, $\beta_{\Delta C SingCh}$ et $\beta_{\Delta C Other}$	155
8.4.15	Interaction avec $\beta_{\Delta C ArLess5}$, $\beta_{\Delta C Ar5_20}$, $\beta_{\Delta C Ar20_50}$, $\beta_{\Delta C Ar50_100}$, $\beta_{\Delta C ArMore100}$ et $\beta_{\Delta C Copenhagen}$	157
8.4.16	Interaction avec $\beta_{\Delta C DistLess19IntYes}$, $\beta_{\Delta C DistLess19IntNo}$, $\beta_{\Delta C Dist20_49IntYes}$, $\beta_{\Delta C Dist20_49IntNo}$, $\beta_{\Delta C Dist50_99IntYes}$, $\beta_{\Delta C Dist50_99IntNo}$, $\beta_{\Delta C DistMore100IntYes}$ et $\beta_{\Delta C DistMore100IntNo}$	159
8.4.17	Interaction avec $\beta_{\Delta C DistLess19EPYes}$, $\beta_{\Delta C DistLess19EPNo}$, $\beta_{\Delta C Dist20_49EPYes}$, $\beta_{\Delta C Dist20_49EPNo}$, $\beta_{\Delta C Dist50_99EPYes}$, $\beta_{\Delta C Dist50_99EPNo}$, $\beta_{\Delta C DistMore100EPYes}$ et $\beta_{\Delta C DistMore100EPNo}$	161
8.4.18	Interaction avec $\beta_{\Delta T Empl_PayYes}$ et $\beta_{\Delta T Empl_PayNo}$	163

8.4.19 Interaction avec $\beta_{DeltaTInc42882}$, $\beta_{DeltaTInc100412}$, $\beta_{DeltaTInc157942}$,
 $\beta_{DeltaTInc208237}$, $\beta_{DeltaTInc245626}$, $\beta_{DeltaTInc250_400}$ et
 $\beta_{DeltaTIncMore400}$ 165

8.4.20 Interaction avec $\beta_{DeltaTIncLess200}$, $\beta_{DeltaTInc245626}$,
 $\beta_{DeltaTInc250_400}$ et $\beta_{DeltaTIncMore400}$ 167

8.4.21 Interaction avec $\beta_{DeltaTLowInc}$, $\beta_{DeltaTMedInc}$ et $\beta_{DeltaTHighInc}$ 169

8.4.22 Interaction avec $\beta_{DeltaTDistLess19}$, $\beta_{DeltaTDist20_49}$,
 $\beta_{DeltaTDist50_99}$ et $\beta_{DeltaTDistMore100}$ 171

8.4.23 Interaction avec $\beta_{DeltaTDistLess19}$ et $\beta_{DeltaTDistMore20}$ 173

8.4.24 Interaction avec $\beta_{DeltaTCommuter}$, $\beta_{DeltaTEducation}$, $\beta_{DeltaTLeisure}$
et $\beta_{DeltaTMaintenance}$ 174

8.4.25 Interaction avec $\beta_{DeltaTAgeLess25}$, $\beta_{DeltaTAge26_35}$,
 $\beta_{DeltaTAge36_45}$, $\beta_{DeltaTAge46_55}$, $\beta_{DeltaTAge56_65}$ et
 $\beta_{DeltaTAgeMore66}$ 176

8.4.26 Interaction avec $\beta_{DeltaTAgeLess25}$, $\beta_{DeltaTAge26_55}$, $\beta_{DeltaTAge56_65}$
et $\beta_{DeltaTAgeMore66}$ 178

8.4.27 Interaction avec $\beta_{DeltaTMale}$ et $\beta_{DeltaTFemale}$ 180

8.4.28 Interaction avec $\beta_{DeltaTInternetYes}$ et $\beta_{DeltaTInternetNo}$ 181

8.4.29 Interaction avec $\beta_{DeltaTHouseownerYes}$ et $\beta_{DeltaTHouseownerNo}$. . . 183

8.4.30 Interaction avec $\beta_{DeltaTCoupNo}$, $\beta_{DeltaTCoupCh}$, $\beta_{DeltaTSingNo}$,
 $\beta_{DeltaTSingCh}$ et $\beta_{DeltaTOther}$ 184

8.4.31 Interaction avec $\beta_{DeltaTArLess5}$, $\beta_{DeltaTAr5_20}$, $\beta_{DeltaTAr20_50}$,
 $\beta_{DeltaTAr50_100}$, $\beta_{DeltaTArMore100}$ et $\beta_{DeltaTCopenhagen}$ 186

8.4.32 Interaction avec $\beta_{DeltaTArLess5}$, $\beta_{DeltaTAr5_20}$, $\beta_{DeltaTAr20_100}$,
 $\beta_{DeltaTArMore100}$ et $\beta_{DeltaTCopenhagen}$ 188

8.4.33 Interaction avec $\beta_{DeltaTArLess5EPYes}$, $\beta_{DeltaTArLess5EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTAr5_20EPYes}$, $\beta_{DeltaTAr5_20EPNo}$, $\beta_{DeltaTAr20_100EPYes}$,
 $\beta_{DeltaTAr20_100EPNo}$, $\beta_{DeltaTArMore100EPYes}$, $\beta_{DeltaTArMore100EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTCopenhagenEPYes}$ et $\beta_{DeltaTCopenhagenEPNo}$ 190

8.4.34 Interaction avec $\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$, $\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$, $\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$,
 $\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$, $\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$ et
 $\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$ 192

8.4.35 Interactions avec $\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$, $\beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$,
 $\beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$, $\beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$, $\beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$,
 $\beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$, $\beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$ et
 $\beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$ ainsi que $\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$,
 $\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$ et $\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$ 195

8.4.36 Interactions avec $\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$, $\beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$,
 $\beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$, $\beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$, $\beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$,
 $\beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$, $\beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$ et
 $\beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$ ainsi que $\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$,
 $\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$ et $\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$ et avec sup-
pression de $Empl_Pay$, $Dist20_49$ et $DistMore50$ 198

8.5	Elaboration d'un modèle après application de la technique du <i>Panel Data</i>	201
8.5.1	Modèle de référence obtenu après utilisation du <i>Panel Data</i>	201
9	Quelques captures d'écran de <i>Biogeme</i>	203
9.1	Interface <i>Windows</i>	203
9.2	Fichier <i>.dat</i>	204
9.3	Fichier <i>.mod</i>	205
9.4	Fichier <i>.htm</i>	206
10	Brève présentation du Danemark	207
10.1	Géographie	207
10.1.1	Situation géographique en général	207
10.1.2	Les principales villes du Danemark	208
10.2	Histoire et politique	211
10.3	Economie	211
10.4	Culture et mode de vie	211
10.4.1	Personnages célèbres	211
10.4.2	Religion	212
10.4.3	Sports	212

Table des figures

2.1	Distribution de Gumbel	28
2.2	Convergence	32
9.1	Interface <i>Windows</i>	203
9.2	Fichier <i>.dat</i>	204
9.3	Fichier <i>.mod</i>	205
9.4	Fichier <i>.htm</i>	206
10.1	Carte du Danemark	208

Résumé

Dans le cadre de notre projet de fin d'études, nous nous sommes intéressés aux modèles de choix discrets. Ceux-ci permettent d'analyser et prédire le comportement d'individus, dans le domaine des transports notamment.

Il s'agit de modéliser à partir de divers paramètres, non pas des données continues, mais des données discrètes puisqu'un choix est réalisé parmi un nombre fini d'alternatives. Par conséquent, une méthodologie particulière doit être appliquée, dans laquelle les probabilités de choix ne sont pas exprimées de manière linéaire.

Après une mise à niveau théorique réalisée par l'entremise de livres de référence dans le domaine, nous avons les outils nécessaires pour nous lancer dans une étude de cas dont le sujet était la perception du temps des automobilistes danois. Etant face à deux alternatives basées sur un trajet récemment parcouru, ces derniers sont-ils d'accord de payer plus pour gagner du temps ou, au contraire, préfèrent-ils économiser et perdre du temps par rapport à leur trajet originel ?

L'objectif est de déterminer dans quel cas l'alternative la plus rapide est privilégiée. Notre étude sera utilisée par M. Bierlaire afin d'illustrer un cours consacré à ces modèles de choix discrets dispensé à l'*Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne* et au *Massachusetts Institute of Technology*.

Notre travail s'articule autour de cinq étapes clés. Nous avons tout d'abord créé un modèle très simple tenant compte des écarts en coût et en temps entre les alternatives, puis l'avons complété avec des données relatives au contexte de choix. Ensuite, nous avons fait intervenir des caractéristiques du trajet comme la distance et des données socio-économiques relatives aux personnes interrogées telles que leur âge ou leur salaire. Ultérieurement, nous avons réalisé des interactions entre paramètres et enfin, avons appliqué la technique du *Panel Data* permettant d'améliorer la qualité du modèle en postulant qu'une même personne ne répond pas de manière indépendante à plusieurs questions.

Les critères les plus éloquents sont les écarts en coût et en temps entre les alternatives ainsi que la distance parcourue et la prise en charge éventuelle du coût du trajet par l'employeur. Nous remarquons également que les gens sont peu enclins à changer leurs habitudes et donc, que si une des deux alternatives est leur trajet habituel, elle sera souvent choisie.

Première partie

Introduction

Les modèles de choix discrets sont très utilisés dans des problèmes mathématiques liés aux transports, notamment dans l'analyse des choix de route, comme ce fut le cas pour notre travail de fin d'études. L'objectif est de pouvoir analyser et prédire le comportement d'individus dans des situations de choix variées. [TRAIN, 2003]

Mais si les méthodes statistiques de type ANOVA sont utilisées pour décrire des données continues et linéaires, celles-ci se révèlent inefficaces lorsque les possibilités de choix sont discrètes et finies. Quelle est dès lors la marche à suivre ?

Les modèles de choix discrets sont tels qu'il faut modéliser à partir de divers paramètres, non pas une donnée continue, mais une donnée discrète. Par conséquent, une autre méthodologie doit être appliquée, dans laquelle les probabilités de choix ne sont pas exprimées de manière linéaire. C'est celle-ci que nous avons exploitée au cours de notre projet de diplôme.

Par le biais de données récoltées lors d'une enquête, nous nous sommes intéressés à la perception du temps des automobilistes danois en fonction de divers paramètres. Ceux-ci portaient à la fois sur les caractéristiques d'un trajet récent des personnes sondées ainsi que sur des informations socio-économiques qui leur sont propres.

Nous sommes bien en présence d'une modélisation de choix discrets, puisqu'à chaque fois, uniquement deux alternatives (deux itinéraires) sont proposées. Le but est d'observer dans quel cas la plus rapide, étant aussi la plus chère, est préférée.

Cette étude sera utilisée par M. Bierlaire afin d'illustrer un cours consacré à ces modèles de choix discrets dispensé à l'*Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne* et au *Massachusetts Institute of Technology*. Il s'agissait donc d'être le plus pédagogique possible.

Deuxième partie
Aspects théoriques

Chapitre 1

Contexte

1.1 Présentation des modèles de choix discrets

Dans un modèle de choix discrets, le but est d'analyser le comportement d'individus dans une situation de choix déterminée. L'objectif consiste à modéliser au mieux l'option qui sera choisie en fonction de paramètres, discrets ou continus, mis à disposition.

A la différence des modèles continus basés sur de la régression ou des ANOVA, les modèles de choix discrets répondent à la question *Lequel* au lieu de répondre à la question *Combien*. [TRAIN, 2003]

Les modèles de choix discrets sont utilisés dans de nombreux domaines :

- En marketing : quel produit achèteront les clients ? Cela peut avoir une utilité en ce qui concerne les politiques de publicité, de recherche et de développement des entreprises ; il est possible de savoir si un nouveau produit pourrait être choisi et à quelle condition.
- Dans le domaine des transports : quel moyen de transport, quel itinéraire sera choisi ?
- En politique : quel président sera élu et quel sera le choix de vote de tel électeur ?
- En gestion : quels investissements faut-il choisir, comment composer au mieux un portefeuille sachant que les obligations sont sûres mais que les taux d'intérêt sont faibles, à l'inverse des actions ? Quel type d'emprunt est le plus approprié, faut-il ou non réviser le taux ? [BIERLAIRE, 2006a]

Les choix dépendent des caractéristiques des diverses propositions, mais aussi de l'individu prenant la décision. C'est pourquoi les variables explicatives sont de deux types : soit elles décrivent les alternatives, soit il s'agit de caractéristiques socio-économiques du preneur de décisions.

Pour déterminer un bon modèle, il faut en calculer les paramètres sur un échantillon de données à l'aide du logiciel *Biogeme* dont le principe de fonctionnement sera décrit plus loin (voir 2.4 et 3), le valider en le comparant à d'autres modèles et le tester sur d'autres échantillons, un bon modèle devant expliquer au mieux le choix des personnes interrogées tout en ne comportant pas de paramètres superflus et en évitant de réaliser de l'*overfitting*.

Ce problème de modélisation, également appelé *surapprentissage* en français, désigne un modèle avec trop de paramètres correspondant presque parfaitement au jeu de données originelles, et ce, à un point tel qu'il ne peut être utilisé que pour décrire ce jeu de données en question. De fait, dans le cadre d'une modélisation d'un autre jeu de données de même type ou de prévisions, des éléments aléatoires seront considérés comme non aléatoires et ce modèle donnera des résultats incohérents.

Lorsqu'un bon modèle est obtenu, il est alors possible de prédire quel sera le choix d'une personne avant qu'elle ne soit interrogée.

Nous nous sommes ici essentiellement attachés à la première phase de cette démarche, c'est-à-dire à l'élaboration d'un modèle.

1.2 Hypothèses indispensables à la réalisation d'un modèle de choix discrets

Pour pouvoir réaliser un modèle de ce type, il faut vérifier de nombreuses hypothèses. Celles-ci ont trait :

- Aux preneurs de décisions
- Aux alternatives proposées
- Aux attributs
- Aux règles relatives à la prise de décision

1.2.1 Les preneurs de décisions

D'abord, il faut qu'il y ait des preneurs de décisions. Concrètement, diverses personnes (ou éventuellement des groupes de personnes) sont interrogées. Elles répondent à la fois à la (aux) question(s) relative(s) à ce qui doit être modélisé, mais aussi à des questions relatives à leur situation socio-économique (âge, sexe, revenu, état civil, ...). Ces variables explicatives peuvent être discrètes ou continues. Elles ont pour but d'aider à modéliser ce qui doit l'être. L'objectif est de pouvoir déterminer la (les) décision(s) que prendra une personne n'ayant pas encore été interrogée. [BIERLAIRE, 1997]

1.2.2 Les alternatives

Les alternatives relatives aux modèles de choix discrets se doivent de vérifier les propriétés suivantes :

- D’abord il faut qu’elles soient mutuellement exclusives. [TRAIN, 2003] Choisir une alternative implique nécessairement de n’en choisir aucune autre. Chaque preneur de décisions ne choisit qu’une et une seule alternative parmi celles proposées. S’il était par exemple possible de ne choisir aucune alternative ou de ne choisir que l’alternative a ou l’alternative b ou encore les deux alternatives A et B simultanément, il faudrait définir en fait quatre alternatives qui seraient :

- * Aucune alternative
- * Alternative a
- * Alternative b
- * Alternatives a et b simultanément

Si le nombre d’alternatives proposées était plus élevé (supposons qu’il y en ait n) et que chacune d’elles pouvait ou non être choisie (indépendamment des autres), il faudrait proposer les 2^n combinaisons possibles.

- Ensuite, l’ensemble d’alternatives possibles doit être exhaustif. [TRAIN, 2003] Cela signifie que toutes les alternatives possibles doivent être proposées. S’il existe un trop grand nombre d’alternatives choisies très rarement, il est toujours possible de définir une alternative comme :

- * Autres alternatives

- Il faut enfin que l’ensemble des alternatives proposées soit fini. [TRAIN, 2003] C’est là la principale différence avec les modèles basés sur de la régression ou des ANOVA, dans lesquels la variable expliquée est continue et le nombre de valeurs possibles infini.

1.2.3 Les attributs

Chaque alternative doit être caractérisée par des attributs. [BIERLAIRE, 1997] [BIERLAIRE, 2006a] En effet, si les caractéristiques socio-économiques des preneurs de décisions peuvent expliquer partiellement leur(s) choix, il en va de même des attributs relatifs aux alternatives.

Ceux-ci peuvent être quantitatifs ou qualitatifs. Dans le contexte d’un choix de moyen de transport dans lequel les personnes interrogées doivent par exemple choisir entre le bus, le train, la voiture ou le vélo pour se rendre à leur destination, ces attributs peuvent être la durée du trajet, le coût ou le confort (noté sur une échelle de 0 à 5 par exemple).

1.2.4 Les règles relatives aux prises de décisions

Celles-ci sont basées sur la théorie dite de l'*économie néoclassique*. Concrètement, chaque preneur de décisions émet des avis sur des alternatives, par exemple a et b . Il peut préférer a à b , b à a ou être indifférent. [BIERLAIRE, 1997] [BIERLAIRE, 2006a]

Si $a \succsim b$ signifie que le preneur de décisions préfère a à b ou est indifférent, a et b étant deux propositions parmi l'ensemble C de propositions possibles, trois propriétés doivent être vérifiées :

– Réflexivité :

$$a \succsim a, \quad \forall a \in C$$

– Transitivité

$$a \succsim b \text{ et } b \succsim c \quad \Rightarrow \quad a \succsim c, \quad \forall a, b, c \in C$$

– Comparabilité

$$a \succsim b \text{ ou } b \succsim a, \quad \forall a, b \in C$$

Etant donné ces trois propriétés et l'ensemble C étant fini, il est certain que chaque preneur de décisions choisira au moins une alternative préférée (pas strictement) à toutes les autres :

$$\exists a^* \text{ telle que } a^* \succsim a, \quad \forall a \in C$$

1.3 Principes de base des fonctions d'utilité

Chaque preneur de décisions détermine quel est son choix en fonction du contexte. L'objectif consiste à définir des fonctions d'utilité pour les diverses alternatives, de sorte que celles-ci reflètent au mieux leurs choix.

Si i et j désignent deux alternatives proposées et n le n^{e} preneur de décisions, la probabilité que ce dernier choisisse l'alternative i au lieu de l'alternative j est :

$$\mathbb{P}_{ni} = \text{Prob} (U_{ni} > U_{nj}, \quad \forall j \neq i)$$

L'objectif est que les fonctions d'utilité soient les meilleures possibles ; pour ce faire, c'est le principe du maximum d'utilité qui est appliqué, comme cela sera expliqué par la suite (voir 2.4). Ces fonctions d'utilité sont constituées d'une partie pouvant être estimée sur le principe du maximum d'utilité et d'une partie aléatoire, car bien entendu, de nombreux attributs ne peuvent pas être observés, notamment ceux liés à la personnalité de l'individu.

En effet, si le choix d'une personne peut s'expliquer en partie par des données concrètes, une partie inconnue du subconscient ne peut être représentée mathématiquement. De plus, les données concrètes utilisées pour la modélisation peuvent subir des erreurs de mesure.

Il faut donc noter que $E(\epsilon_{ni}) = 0$; en moyenne, la partie aléatoire est nulle.

$$\mathbb{P}_{ni} = Prob (V_{ni} + \epsilon_{ni} > V_{nj} + \epsilon_{nj}, \forall j \neq i)$$

$$\mathbb{P}_{ni} = Prob (\epsilon_{nj} - \epsilon_{ni} < V_{ni} - V_{nj}, \forall j \neq i)$$

A partir de cette équation, il est possible de représenter la probabilité que chaque terme aléatoire $\epsilon_{nj} - \epsilon_{ni}$ soit inférieur à la quantité $V_{ni} - V_{nj}$, et ce, par la fonction de densité $f(\epsilon_n)$:

$$\mathbb{P}_{ni} = \int_{\epsilon} I(\epsilon_{nj} - \epsilon_{ni} < V_{ni} - V_{nj}, \forall j \neq i) f(\epsilon_n) d\epsilon_n$$

Chapitre 2

Aspects théoriques des modèles de choix discrets

2.1 Définition des fonctions d'utilité et suppression des paramètres redondants

Pour illustrer ces concepts, intéressons-nous à un problème classique de choix discrets qui aurait pour but de modéliser le choix entre le bus (b), la voiture (c) et le train (t) pour se rendre au travail. Nous écrirons les équations adaptées à ce contexte afin de bien appréhender les notions présentées ci-après. Dans ces équations, T peut désigner la durée du trajet et M le coût de ce dernier.

Les équations de base sont :

$$V_b = \alpha T_b + \beta M_b$$

$$V_c = \alpha T_c + \beta M_c$$

$$V_t = \alpha T_t + \beta M_t$$

Les coefficients α et β sont estimés afin d'expliciter au mieux le modèle. En tenant compte des parties aléatoires, nous obtenons :

$$U_b = V_b + \epsilon_b$$

$$U_c = V_c + \epsilon_c$$

$$U_t = V_t + \epsilon_t$$

2.1.1 Constantes spécifiques aux alternatives

Tout d'abord, il faut savoir que des constantes caractérisent généralement les fonctions d'utilité. [TRAIN, 2003]

Le rôle de ces constantes est double : il permet d'une part que $E(\epsilon_{ni}) = 0$ et d'autre part, il permet une première interprétation sommaire des choix de manière indépendante des autres termes explicatifs.

Ceci à condition que ces derniers ne soient pas trop nombreux et que leur moyenne globale soit proche de 0. Par exemple, dans le cadre d'un problème lié à des élections où chaque candidat possède une fonction d'utilité, le candidat possédant la plus grande constante est celui qui devrait en principe recueillir le plus de suffrages, les paramètres explicatifs permettent d'affiner la précision et de déterminer quels électeurs voteront pour quel candidat. [TRAIN, 2003]

Les fonctions d'utilité s'écrivent alors de la manière suivante :

$$\begin{aligned}U_b &= k_b^0 + \alpha T_b + \beta M_b + \epsilon_b \\U_c &= k_c^0 + \alpha T_c + \beta M_c + \epsilon_c \\U_t &= k_t^0 + \alpha T_t + \beta M_t + \epsilon_t\end{aligned}$$

Mais ajouter une même constante à des fonctions d'utilité ne change rien. On dit que ces constantes sont de type *Everything else being equal*. Le résultat obtenu serait identique à celui-ci si l'on définissait des constantes k_b^1 , k_c^1 et k_t^1 telles que $k_c^1 - k_b^1 = k_c^0 - k_b^0$ et $k_t^1 - k_c^1 = k_t^0 - k_c^0$, ce qui donnerait les équations suivantes :

$$\begin{aligned}U_b &= k_b^1 + \alpha T_b + \beta M_b + \epsilon_b \\U_c &= k_c^1 + \alpha T_c + \beta M_c + \epsilon_c \\U_t &= k_t^1 + \alpha T_t + \beta M_t + \epsilon_t\end{aligned}$$

En appliquant cette propriété, il est alors possible de définir la constante relative à une des alternatives à 0, de sorte que le nombre total de paramètres soit diminué d'une unité. De manière générale, pour n alternatives, n-1 constantes entreront en ligne de compte dans le modèle, la n^e étant définie à 0. Dans ce contexte, si c'est la constante relative au bus qui est nulle, nous obtenons les équations suivantes :

$$\begin{aligned}U_b &= \alpha T_b + \beta M_b + \epsilon_b \\U_c &= k_c + \alpha T_c + \beta M_c + \epsilon_c \\U_t &= k_t + \alpha T_t + \beta M_t + \epsilon_t\end{aligned}$$

Dans la littérature, nous constatons que ces constantes sont souvent appelées ASC_c ou ASC_t . [BEN-AKIVA et al., 2005]

2.1.2 Variables socio-économiques

Les variables pouvant expliquer le choix peuvent dépendre des alternatives en tant que telles (le coût du trajet, sa durée, ...), mais aussi du preneur de décisions. [TRAIN, 2003] S'il est riche, il est probable qu'il accorde peut-être plus d'importance à un trajet bref qu'à un coût élevé.

Illustrons cela par une variable relative au revenu, appelée Y . Les fonctions d'utilité s'écrivent alors :

$$\begin{aligned} U_b &= \alpha T_b + \beta M_b + \theta_b^0 Y + \epsilon_b \\ U_c &= k_c + \alpha T_c + \beta M_c + \theta_c^0 Y + \epsilon_c \\ U_t &= k_t + \alpha T_t + \beta M_t + \theta_t^0 Y + \epsilon_t \end{aligned}$$

Les coefficients estimés θ_b^0 , θ_c^0 et θ_t^0 permettent de mettre en évidence l'influence du revenu sur les fonctions d'utilité du bus, de la voiture et du train. Il faut toutefois noter que ces influences sont relatives, ce sont les différences entre les fonctions d'utilité qui importent. C'est ainsi que si nous définissons θ_b à 0,

$$\begin{aligned} \theta_c &= \theta_c^0 - \theta_b^0 \\ \theta_t &= \theta_t^0 - \theta_b^0 \end{aligned}$$

Nous pouvons alors écrire les fonctions d'utilité avec un paramètre de moins de la manière suivante :

$$\begin{aligned} U_b &= \alpha T_b + \beta M_b + \epsilon_b \\ U_c &= k_c + \alpha T_c + \beta M_c + \theta_c Y + \epsilon_c \\ U_t &= k_t + \alpha T_t + \beta M_t + \theta_t Y + \epsilon_t \end{aligned}$$

2.1.3 Attributs relatifs aux alternatives

Pour diminuer le nombre de paramètres, il est également possible de changer la définition des attributs relatifs aux alternatives. [TRAIN, 2003]

En effet, ajouter ou soustraire une même valeur à toutes les fonctions d'utilité ne change strictement rien au résultat. Donc, en appliquant cette propriété :

$$\begin{aligned} U_b &= \alpha(T_b - T_b) + \beta(M_b - M_b) + \epsilon_b \\ U_c &= k_c + \alpha(T_c - T_b) + \beta(M_c - M_b) + \theta_c Y + \epsilon_c \\ U_t &= k_t + \alpha(T_t - T_b) + \beta(M_t - M_b) + \theta_t Y + \epsilon_t \end{aligned}$$

Définissons de nouvelles variables :

$$\begin{aligned} T_c^* &= T_c - T_b \\ T_t^* &= T_t - T_b \\ M_c^* &= M_c - M_b \\ M_t^* &= M_t - M_b \end{aligned}$$

En procédant de la sorte, il est possible de diminuer le nombre total de paramètres explicatifs, les attributs décrivant les alternatives étant définis de manière relative par rapport à une des alternatives et plus de manière absolue.

$$\begin{aligned}U_b &= \epsilon_b \\U_c &= k_c + \alpha T_c^* + \beta M_c^* + \theta_c Y + \epsilon_c \\U_t &= k_t + \alpha T_t^* + \beta M_t^* + \theta_t Y + \epsilon_t\end{aligned}$$

2.2 Distribution de l'erreur

L'objectif de la modélisation consiste à définir, à partir des paramètres entrant en ligne de compte dans le modèle en question, les coefficients minimisant l'erreur, souvent définie par la somme des carrés des résidus.

Pour minimiser cette erreur, il est donc important de la définir au mieux. Plusieurs modèles existent, mais tous ne reflètent pas parfaitement la réalité. Les voici présentés ci-après.

2.2.1 Le modèle linéaire

Imaginons que deux alternatives a et b soient proposées. Notons que si plus de deux alternatives étaient proposées, il suffirait d'appliquer le raisonnement présenté ci-après pour chaque couple d'alternatives. [BIERLAIRE, 1997]

La fonction de densité de l'erreur est définie par :

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{2L} & \text{si } x \in [-L, L] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$L \in \mathbb{R}$ et $L \geq 0$ est une constante définie arbitrairement. A partir de là, la probabilité que l'alternative a soit choisie est définie par la fonction suivante :

$$\mathbb{P}_{a,b}(a) = \begin{cases} 0 & \text{si } V_a - V_b < -L \\ \frac{V_a - V_b + L}{2L} & \text{si } -L \leq V_a - V_b \leq L \\ 1 & \text{si } V_a - V_b > L \end{cases}$$

Ce modèle linéaire présente l'avantage d'être très simple, mais il ne reflète pas la réalité. Il faut donc observer si des modèles plus complexes peuvent se révéler meilleurs.

2.2.2 La distribution normale (modèle *Probit*)

Comme son nom l'indique, cette technique présuppose que les termes d'erreur sont distribués de manière normale. [BIERLAIRE, 1997]

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x}{\sigma}\right)^2}$$

Nous pouvons en déduire, en appliquant le théorème central limite, que :

$$\mathbb{P}_{a,b}(a) = \int_{x=-\infty}^{V_a-V_b} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x}{\sigma}\right)^2} dx$$

Notons que dans cette dernière équation, $\sigma^2 = \sigma_a^2 + \sigma_b^2 - 2\sigma_{ab}^2$ désigne la variance de $(\epsilon_b - \epsilon_a)$. Ce modèle n'est pourtant pas idéal. En effet, il est basé chaque fois sur des comparaisons entre les diverses alternatives, mais si l'on en dénombre plus de deux, il faut en principe les comparer par couples. De plus, la valeur de σ pourrait changer en fonction du couple considéré.

Une méthode plus efficace pourrait donc consister à créer une distribution pour laquelle les termes d'erreur seraient indépendants et distribués de manière identique (*iid*). Une distribution de ce type fut trouvée par le scientifique allemand Emil Julius Gumbel (1891 - 1966). [BIERLAIRE, 2006a]

2.2.3 La distribution de Gumbel (modèle *Logit*)

Gumbel a mis au point sa théorie en étudiant le risque d'inondations ; l'objectif pour une compagnie d'assurances consiste bien sûr à définir quel peut être le niveau maximal de l'eau et pas le niveau moyen. Les calculs permettant d'aboutir au résultat final sont très longs et complexes, nous les résumerons ci-après en mettant en évidence les principes de son raisonnement. [BIERLAIRE, 1997] [BIERLAIRE, 2006a]

Soient X_1, \dots, X_n des variables indépendantes et identiquement distribuées (*iid*).

$$f_{X_i}(x) = f(x) , F_{X_i}(x) = F(x) , i = 1, \dots, N$$

$$X'_n = \max(X_1, \dots, X_N)$$

Mais on peut montrer que $F_{X'_n} = F(x)^n$.

En effet,

$$\mathbb{P}(X'_n \leq x) = \mathbb{P}(X_1 \leq x) * \mathbb{P}(X_2 \leq x) * \dots * \mathbb{P}(X_n \leq x)$$

Si $n \rightarrow \infty$, nous constatons que :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_{X'_n}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F(x) = 1 \\ 0 & \text{si } F(x) \neq 1 \end{cases}$$

La distribution est dite dégénérée. Mais dans un tel contexte, on souhaite que ce ne soit pas le cas. C'est l'intérêt de la distribution de Gumbel. En outre, les termes d'erreur sont *iid*.

Une distribution de Gumbel est définie par :

$$F_X(x) = e^{-e^{-\sigma(x-\mu)}}$$

$$f(x) = \sigma e^{-\sigma(x-\mu)} e^{-e^{-\sigma(x-\mu)}}$$

Notons que μ et σ ne désignent pas la moyenne et la variance, μ étant appelé *facteur de localisation* et σ *facteur d'échelle*.

La moyenne et la variance sont définies par :

$$\text{moyenne} = \mu + \frac{\gamma}{\sigma}$$

$$\gamma = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{k=1}^n \frac{1}{k} - \ln n \right) \simeq 0.5772$$

$$\text{variance} = \frac{\pi^2}{6\sigma^2}$$

Notons que γ est appelée *constante d'Euler*.

En général, la variance est normalisée à $\frac{\pi^2}{6}$ (soit environ 1.6) ou à 1, ce qui est possible en pondérant les fonctions d'utilité.

Dans le cadre des modèles de choix discrets, l'hypothèse selon laquelle les termes d'erreur suivent une distribution de Gumbel est généralement prise en compte ; expérimentalement, c'est celle qui fournit les meilleurs résultats.

Voici représentée sur la figure 2.1 la fonction de densité de cette distribution. [BIERLAIRE, 2006a]

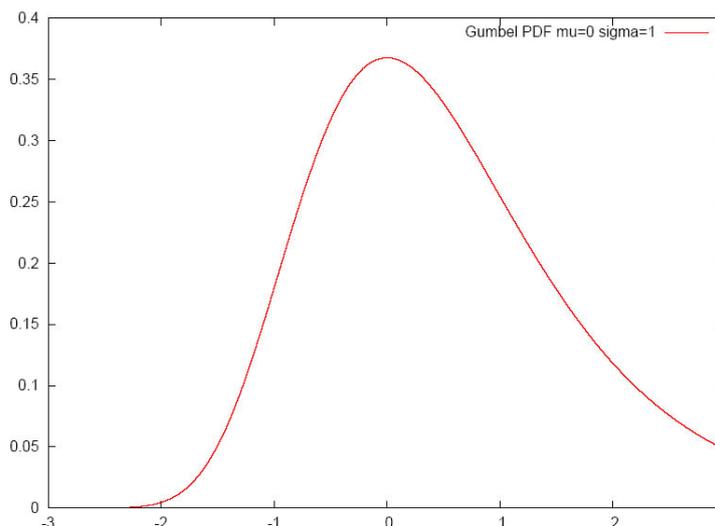


FIG. 2.1 – Distribution de Gumbel

2.3 Les divers types de modèles

2.3.1 Le modèle binaire

Dans un modèle binaire, deux alternatives sont proposées. [BIERLAIRE, 2006a] [TRAIN, 2003]

Considérons donc ces deux alternatives a et b . Si ϵ_a suit une distribution de Gumbel de paramètres μ_a et σ_a et ϵ_b suit également une distribution de même type de paramètres μ_b et σ_b , alors $\epsilon = \epsilon_a - \epsilon_b$ suit aussi une distribution de Gumbel de paramètres μ et $\sigma = \sigma_a - \sigma_b$. La fonction de densité est alors donnée par :

$$\frac{\mu e^{-\mu x}}{(e^{-\mu x} + 1)^2}$$

En pratique, la valeur de μ est définie à 1.

Comme c'est l'erreur qui suit une distribution de Gumbel, nous en déduisons que :

$$f(\epsilon_{nj}) = e^{-\epsilon_{nj}} e^{-e^{-\epsilon_{nj}}}$$

$$F(\epsilon_{nj}) = e^{-e^{-\epsilon_{nj}}}$$

Dans ces équations, n_j a trait au fait que la personne n choisisse l'alternative j . Tous les ϵ_{nj} sont indépendants et identiquement distribués, $\forall j$ et $\forall n$.

Calculons la probabilité que la personne n choisisse l'alternative a :

$$\mathbb{P}_{n \ a,b} (a) = Prob (V_{na} + \epsilon_{na} > V_{nb} + \epsilon_{nb})$$

$$\mathbb{P}_{n \ a,b} (a) = Prob (\epsilon_{nb} < \epsilon_{na} + V_{na} - V_{nb})$$

Nous pouvons déduire que :

$$\mathbb{P}_{n \ a,b} (a \mid \epsilon_{na}) = e^{-e^{-(\epsilon_{na} + V_{na} - V_{nb})}}$$

ϵ_{na} n'est pas connu. Il faut donc calculer l'intégrale suivante :

$$\mathbb{P}_{n \ a,b} (a) = \int (e^{-e^{-(\epsilon_{na} + V_{na} - V_{nb})}}) e^{-\epsilon_{na}} e^{-e^{-\epsilon_{na}}} d\epsilon_{na}$$

Le calcul de cette intégrale donne comme résultat :

$$\mathbb{P}_{n \ a,b}(a) = \frac{1}{(e^{-(V_{na} - V_{nb})} + 1)^2}$$

$$\mathbb{P}_{n \ a,b}(a) = \frac{e^{V_{na}}}{e^{V_{na}} + e^{V_{nb}}}$$

Dans le cadre de notre projet de fin d'études, nous avons travaillé sur un modèle binaire.

2.3.2 Le modèle multinomial

Dans un modèle de ce type, le nombre d'alternatives proposées est quelconque, pourvu qu'il soit inférieur à l'infini. Un modèle binaire n'est en réalité rien d'autre qu'un cas particulier du modèle multinomial. [TRAIN, 2003] [BIERLAIRE, 2006a]

Donc, la probabilité que l'alternative a soit choisie est trouvée par un raisonnement analogue à celui présenté précédemment :

$$\mathbb{P}_n(a) = Prob (V_{na} + \epsilon_{na} > V_{nj} + \epsilon_{nj}), \forall j \neq i$$

$$\mathbb{P}_n(a) = Prob (\epsilon_{nj} < \epsilon_{na} + V_{na} - V_{nj}), \forall j \neq i$$

Sachant que les ϵ sont indépendants, nous pouvons déduire que :

$$\mathbb{P}_n(a) (a \mid \epsilon_{na}) = \prod_{j \neq a} e^{-e^{-(\epsilon_{na} + V_{na} - V_{nj})}}$$

Mais ϵ_{na} n'est pas connu. Il faut donc calculer l'intégrale suivante :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_n(a) &= \int \left(\prod_{j \neq a} e^{-e^{-(\epsilon_{na} + V_{na} - V_{nj})}} \right) e^{-\epsilon_{na}} e^{-e^{-\epsilon_{na}}} d\epsilon_{na} \\ \mathbb{P}_n(a) &= \frac{e^{V_{na}}}{\sum_j e^{V_{nj}}} \end{aligned}$$

2.3.3 Le modèle *nested*

Dans le cas de modèles avec plus de deux alternatives possibles, on peut regrouper les alternatives semblables en *nids*. Par exemple, dans un problème ayant pour but de choisir un moyen de transport, il est possible de regrouper dans un même *nid* d'une part les transports privés comme la voiture ou le vélo et d'autre part les moyens de transport publics que sont le bus et le train.

Dans le cadre de notre projet de fin d'études, nous avons étudié un problème binaire et ne nous sommes donc peu intéressés à ce type de problème. Les détails théoriques sont disponibles dans la littérature. [BIERLAIRE, 1997] [TRAIN, 2003]

2.4 Principe de l'algorithme permettant de calculer les paramètres du modèle

Pour mener à bien notre travail, nous avons utilisé le logiciel *Biogeme* qui sera décrit de manière plus détaillée par après (voir chapitre 3). L'algorithme mis en œuvre dans ce logiciel permettant de calculer les K paramètres du modèle est basé sur le maximum de vraisemblance. L'objectif est de calibrer les paramètres du modèle afin que celui-ci reproduise au mieux les choix observés des individus dans l'échantillon considéré.

Dans la formule ci-dessous, n désigne les preneurs de décisions ; y_{an} vaut 1 si le n^{e} preneur de décisions choisit l'alternative a et 0 sinon, c'est-à-dire si l'alternative b est choisie (dans le cadre d'un modèle binaire), et $\mathbb{P}_n(a)$ la probabilité calculée que ce même preneur de décisions choisisse l'alternative a . L'objectif est donc de maximiser :

$$\max_{\beta} \prod_{n=1}^N (y_{an} \mathbb{P}_n(a) + y_{bn} \mathbb{P}_n(b))$$

Le résultat ne change pas si l'on s'intéresse au logarithme, mais le calcul se révèle plus simple.

$$\begin{aligned} \max_{\beta} \log \prod_{n=1}^N (y_{an} \mathbb{P}_n(a) + y_{bn} \mathbb{P}_n(b)) \\ \max_{\beta} \sum_{n=1}^N \log(y_{an} \mathbb{P}_n(a) + y_{bn} \mathbb{P}_n(b)) \end{aligned}$$

Puisque y_{an} vaut 1 ou 0, que $y_{bn} = 1 - y_{an}$ et que $\mathbb{P}_n(b) = 1 - \mathbb{P}_n(a)$, il est permis d'écrire que :

$$\mathcal{L}(\beta_1, \dots, \beta_K) = \sum_{n=1}^N (y_{an} \log \mathbb{P}_n(a) + y_{bn} \log \mathbb{P}_n(b))$$

Il faut donc maximiser le *loglikelihood*, c'est-à-dire :

$$\max_{\beta \in \mathbb{R}^K} \mathcal{L}(\beta)$$

Cet algorithme de recherche de maximum fonctionne de manière récursive en convergeant vers un maximum. Or, dans ce type de problème, le maximum local est unique et correspond donc au maximum global.

Le principe est le suivant : à la première itération, le gradient est calculé en un point quelconque de \mathbb{R}^K et un nouveau point est trouvé en se dirigeant dans la direction de plus forte pente. L'algorithme repart ensuite de ce nouveau point en recalculant le gradient et ainsi de suite. Cette technique est schématisée en deux dimensions sur la figure 2.2. [BIERLAIRE, 2006a]

Lorsque le maximum est atteint avec une précision jugée suffisante, l'algorithme s'arrête. A ce moment :

$$\nabla \mathcal{L}(\beta^*) \simeq 0$$

Généralement, cet algorithme fonctionne très bien et fournit des résultats assez rapidement, pourvu que le problème soit bien conditionné. Cela signifie qu'il faut éviter que des paramètres presque identiques pour toutes les alternatives soient proposés. Si le problème est bien conditionné, la durée de calcul varie généralement entre une et cinq minutes suivant la complexité du modèle et l'ordinateur utilisé, sauf si la technique du Panel Data est utilisée (voir 2.6.2, auquel cas le temps de simulation peut atteindre plusieurs heures.

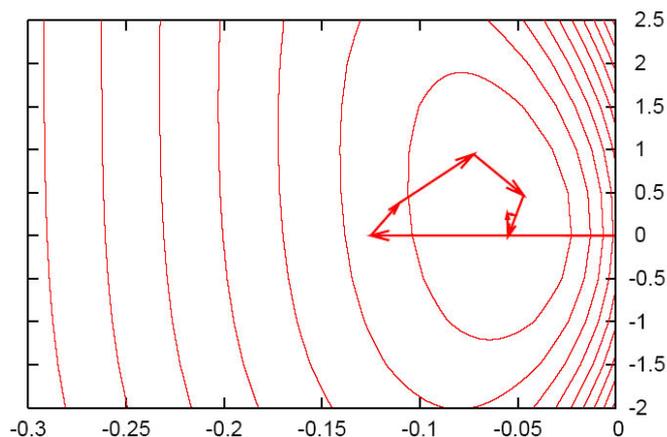


FIG. 2.2 – Convergence

Il existe en réalité cinq algorithmes possibles dans *Biogeme*, chacun étant préféré suivant le contexte afin d'optimiser la durée du calcul, mais les plus usités que sont *BIO* et *BIOMC* adoptent une technique de ce type. Dans le cadre de notre travail de fin d'études, nous avons utilisé l'algorithme *BIO*. [BIERLAIRE, 2005b]

2.5 Tests d'hypothèse

Dans un travail de modélisation, il faut déterminer quel est le meilleur modèle. Si le logiciel *Biogeme* calcule les valeurs des divers paramètres considérés, c'est la réflexion qui permet de les analyser en comparant deux modèles ou en observant quels paramètres jouent un rôle prépondérant et lesquels ne sont pas significatifs. Des tests d'hypothèse peuvent être réalisés à cette fin. Il en existe de très nombreux. Ci-après seront présentés les tests les plus utilisés en pratique.

2.5.1 Paramètres significatifs ou non significatifs

Ce test permet de déterminer si un paramètre ($\hat{\theta}$) est ou non significativement différent d'une valeur déterminée (θ^*). Il est appelé *t-test*.

$$H_0 : \hat{\theta} = \theta^*$$

$$H_1 : \hat{\theta} \neq \theta^*$$

Si H_0 est vrai :

$$\frac{\hat{\theta} - \theta^*}{\sigma} \sim N(0, 1)$$

$$\mathbb{P}(-1.96 \leq \frac{\hat{\theta} - \theta^*}{\sigma} \leq 1.96) = 0.95$$

Par conséquent, l'hypothèse H_0 peut être rejetée avec un niveau de confiance de 5% si :

$$\left| \frac{\hat{\theta} - \theta^*}{\sigma} \right| \geq 1.96$$

Notons qu'en pratique, n étant toujours supérieur à 30, la distribution de *student* peut être pratiquement assimilée à une normale. En pratique, θ^* est défini à 0, de sorte que le test permettant de savoir si un paramètre est ou non significativement différent de 0 est appliqué de la manière suivante.

On rejette H_0 si :

$$\left| \frac{\hat{\theta}}{\sigma} \right| \geq 1.96$$

Il faut souligner que le logiciel *Biogeme* fournit à la fois les résultats du *t-test* et du *robust t-test*. Ce dernier, ne tenant pas compte de l'approximation présentée juste avant et considérant toujours la distribution comme une *student*, diffère très légèrement du *t-test*. Les résultats qui seront présentés prendront en compte le *robust t-test* et pas le *t-test*, mais cela ne change pratiquement rien, les deux tests fournissant des résultats vraiment très semblables.

2.5.2 Comparaison de deux coefficients

Ce test a pour but de déterminer si les coefficients relatifs à deux paramètres sont ou non significativement différents. Bien entendu, seuls deux paramètres analogues (par exemple deux tranches d'âges voisines) peuvent être comparés par cette technique, on ne pourra jamais regrouper des paramètres ayant des interprétations tout à fait différentes, même si le test indique qu'ils ne sont pas significativement différents. A titre d'exemple, une catégorie d'âges ne pourra jamais être assimilée à une catégorie de salaires.

Le principe de ce test est donc assez semblable au précédent. Imaginons que l'on souhaite comparer les coefficients β_a et β_b .

$$H_0 : \beta_a = \beta_b$$

$$H_1 : \beta_a \neq \beta_b$$

On rejette H_0 si :

$$\left| \frac{\beta_a - \beta_b}{\sqrt{\text{var}(\beta_a - \beta_b)}} \right| \geq 1.96$$

$$\sqrt{\text{var}(\beta_a - \beta_b)} = \text{var}(\beta_a) + \text{var}(\beta_b) - \text{cov}(\beta_a, \beta_b)$$

2.5.3 Comparaison de deux modèles

Imaginons qu'à partir d'un modèle de base, on ajoute un ou plusieurs paramètres dont les coefficients soient non significativement différents de 0. Ce n'est pas suffisant pour affirmer que le nouveau modèle est meilleur que le premier ; il faut en effet analyser la variance résiduelle en réalisant un test du χ^2 afin d'observer si le second modèle est significativement différent du premier. Cette technique ne peut s'appliquer que lorsqu'on compare un modèle simple avec un plus compliqué, mais ne peut être utilisée pour comparer des modèles n'ayant que peu de paramètres communs ; on ne peut comparer que des modèles "semblables".

H_0 : les deux modèles sont équivalents.

H_1 : les deux modèles sont différents.

Si H_0 est vrai :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_R) - \mathcal{L}(\beta_U)) \sim \chi^2_{(K_U - K_R)}$$

$\mathcal{L}(\beta)$ désigne le *loglikelihood* défini précédemment (voir 2.4) qui est toujours négatif. Plus sa valeur absolue est faible, plus le modèle explique le choix des preneurs de décisions. K_U et K_R désignent le nombre de paramètres des modèles U et R .

L'hypothèse H_0 est vérifiée si :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_R) - \mathcal{L}(\beta_U)) \leq \chi^2_{(K_U - K_R)}^{0.95}$$

2.6 Méthodes permettant d'obtenir un meilleur résultat

2.6.1 Interactions entre paramètres

Diverses techniques existent pour affiner la qualité d'un modèle. Pour prendre en compte les interactions entre paramètres, cette technique définit que les valeurs de certains d'entre eux directement liés aux alternatives varient en fonction du contexte, c'est-à-dire en fonction de variables socio-économiques. Par exemple, les coefficients α ou β liés au temps ou au coût pourraient prendre des valeurs différentes en fonction de l'âge ou du sexe de la personne interrogée.

Cet aspect théorique sera expliqué plus concrètement par la suite (voir 6.4), lorsque nous illustrerons la mise en pratique de cette technique dans le cadre de notre étude.

2.6.2 *Panel Data*

La technique du *Panel Data* est utilisée lorsque des observations peuvent être regroupées, soit de manière temporelle, soit le plus souvent de manière spatiale parce qu'elles ont trait à un même pays, une même entreprise ou un même individu. C'est ainsi que dans le cas où le preneur de décisions doit faire plusieurs choix, les coefficients inconnus des fonctions d'utilité ϵ_{ni} dépendent de l'individu interrogé. La technique du *Panel Data* consiste donc à tenir compte des corrélations intrinsèques parmi les différentes observations d'un même individu. [BEN-AKIVA et al., 2005]

Mathématiquement, l'utilité perçue par l'individu n pour l'alternative i dans la situation de choix (*time step*) t est donnée par :

$$U_{nit} = \beta_n x_{nit} + \epsilon_{nit}$$

Dans cette formule, les termes d'erreur ϵ_{nit} sont indépendants et identiquement distribués (*iid*), suivent une distribution de Gumbel et sont aléatoires (voir 2.2.3), mais, bien qu'aléatoires, il peuvent dépendre du temps, de l'individu interrogé et de l'alternative.

Nous avons donc une courte série temporelle représentant la séquence de décisions prises par chaque décideur à tout instant. Si l'on considère β comme connu, nous pouvons dériver la probabilité que l'individu n choisisse la séquence d'alternatives $s = (i_1, \dots, i_T)$. Nous pouvons multiplier les probabilités pour obtenir l'expression suivante :

$$\mathbb{P}_n(s|\beta) = \prod_{t=1}^T \frac{e^{\beta'_n x_{ni_t t}}}{\sum_j e^{\beta'_n x_{nj_t t}}}$$

Si $f(\beta)$ représente la distribution des coefficients inconnus, la probabilité inconditionnelle est obtenue en intégrant sur toutes les valeurs du vecteur des coefficients de la manière suivante :

$$\mathbb{P}_n(s) = \int_{\beta} \mathbb{P}_n(s|\beta) f(\beta) d\beta$$

Le maximum de vraisemblance est simulé par cette intégrale, car les paramètres sont normalement distribués. Ce modèle de probabilité contient en effet une intégrale et pour la résoudre, une simulation de Monte-Carlo est réalisée. C'est pourquoi le temps de calcul passe de quelques minutes à quelques heures lorsque la technique du *Panel Data* est utilisée. [Dicomath, 2005] [DEEMPLE et al., 2000]

Chapitre 3

Présentation du logiciel *Biogeme*

Biogeme est un logiciel libre téléchargeable sur l'Internet. Il permet de spécifier et d'estimer, à l'aide d'algorithmes d'optimisation, les paramètres de divers modèles mathématiques et notamment des modèles de choix discrets. [BIERLAIRE, 2005a]

3.1 Origine du nom *Biogeme*

L'origine du nom se justifie par une suite de lettres ou de groupes de lettres qui sont les initiales de mots décrivant ce logiciel. [BIERLAIRE, 2005a]

- * *BI*, car le créateur de ce *freeware* est M. Bierlaire.
- * *O*, car il s'agit de l'initiale de *Optimization Toolbox*. Le logiciel *Biogeme* est effectivement un outil d'optimisation de paramètres.
- * *GE*, car il s'agit des deux premières lettres de l'acronyme *GEV* signifiant *Generalized Extreme Value* ; de fait, c'est une distribution de Gumbel basée sur les valeurs extrêmes qui est utilisée, comme nous l'avons montré précédemment (voir 2.2.3).
- * *M*, qui est la première lettre du mot *Model(s)*.
- * *E*, qui est la première lettre du mot *Estimation*.

Nous en concluons que le mot *Biogeme* signifie *Bierlaire's Optimisation toolbox for GEV models estimation*.

3.2 Principe de fonctionnement

Voici un très bref descriptif du principe de fonctionnement du logiciel *Biogeme*. Nous n'entrerons pas ici dans les détails techniques, mais nous contenterons d'expliquer brièvement le principe de fonctionnement.

3.2.1 Fichiers d'entrée

Pour fonctionner, *Biogeme* lit trois types de fichiers.

Le fichier *.dat*

Il contient le fichier de données, chaque donnée étant représentée sur une ligne constituée d'autant de colonnes qu'il n'y a de paramètres, utilisés ou non dans le modèle. Il est assez aisé de le modifier en ajoutant, par exemple, des variables calculées sur base d'autres, car il est possible de copier ce fichier de données dans une fiche *Excel* et de le recopier une fois modifié dans l'éditeur de texte.

Une partie du fichier *.dat* est disponible sous forme de capture d'écran en annexe 9.2 sur la figure 9.2.

Le fichier *.mod*

Il est constitué des paramètres du modèle et décrit les spécifications de celui-ci.

Pour chaque variable, des valeurs limites inférieure et supérieure sont encodées. Elles servent de garde-fou au modèle si celui-ci est mal conditionné afin d'éviter que le temps de calcul ne devienne trop long. On a coutume de définir ces bornes à -100 et 100 ou à -1000 et 1000 ; les valeurs des variables seront donc impérativement comprises entre ces deux valeurs extrêmes.

Les fonctions d'utilité sont ensuite encodées, ainsi que les définitions des variables regroupées (si ce n'est pas fait dans le *.dat*) et les éventuelles équations définissant les variables liées aux alternatives, mais dépendant de caractéristiques socio-économiques, utilisées pour introduire de l'interaction dans le modèle (voir 6.4).

Un exemple de *.mod* est disponible sous forme de capture d'écran en annexe 9.3 sur la figure 9.3.

Le fichier *.par*

Il contient les paramètres contrôlant le comportement du logiciel *Biogeme* et de ses algorithmes d'optimisation.

Il est divisé en différentes sections contenant chacune divers paramètres décrivant la manière dont doit être simulé le modèle. Notons que pour les utilisateurs non-expérimentés, les paramètres les plus utiles sont ceux définis dans la section [GEV], en particulier *gevAlgo* qui permet la sélection de l'algorithme qui sera utilisé pour l'estimation par le maximum de vraisemblance.

On peut omettre de créer un fichier *.par*. Dans ce cas, *Biogeme* en crée un par défaut lorsque la simulation est lancée. Ce dernier est appelé *default.par* et l'algorithme utilisé est *BIO*.

3.2.2 Lancement du logiciel et obtention des résultats

Après avoir défini les fichiers d'entrée, le logiciel *Biogeme* est lancé soit après avoir réalisé une procédure déterminée via *MS-Dos*, soit en utilisant l'interface prévue dans *Windows* dont une capture d'écran est disponible en annexe 9.1 sur la figure 9.1. Les détails techniques de cette manipulation sont disponibles dans le tutorial. [BIERLAIRE, 2005b]

3.2.3 Fichiers en sortie

Finalement, un ensemble de fichiers est créé. Les voici décrits brièvement.

monmodèle.rep

Le premier nous donne les résultats de l'estimation par maximum de vraisemblance. On y retrouve également des caractéristiques qui seront présentées par la suite que sont ρ^2 , ρ^2 ajusté ainsi que $\mathcal{L}(0)$ et surtout $\mathcal{L}(\beta)$. Les valeurs de toutes les variables sont également disponibles avec leur variance et le résultat du *robust t-test* permettant d'analyser si elles sont ou non significativement différentes de 0. Les coefficients de corrélation entre toutes les variables sont également indiqués, afin d'éventuellement analyser si certaines d'entre elles peuvent être regroupées. Les tests du χ^2 sont eux réalisés grâce à une table du χ^2 . [BIERLAIRE, 2006b]

monmodèle.htm

Il s'agit du même fichier que le précédent, la seule différence réside dans le fait qu'il est en format HTML. Une capture d'écran d'un fichier de ce type est disponible en annexe 9.4 sur la figure 9.4.

monmodèle.res

Ce fichier nous renseigne sur les spécifications du modèle estimé. Il est dans le même format que le *.mod*.

monmodèle.sta

Celui-ci propose des statistiques descriptives sur l'échantillon, telles que le nombre d'observations prises en compte notamment.

Fichiers aidant à comprendre les problèmes

D'autres fichiers sont également générés et aident à comprendre les éventuels problèmes :

- *monmodèle.log* reprend l'ensemble des messages générés par *Biogeme* durant la simulation ;
- *_speFile.debug* donne les spécifications du modèle, comme elles ont été comprises par le logiciel ;
- *modèle.debug* contient les données stockées dans *Biogeme* pour représenter le modèle ;
- *paramètres.out* donne enfin les valeurs des paramètres qui ont été utilisés par *Biogeme*.

Troisième partie

Modélisation de la perception du temps des automobilistes danois

Chapitre 4

Contexte et objectifs

L'objectif de notre travail est de définir au mieux la perception du temps des automobilistes. Pour mener à bien cette étude, nous nous sommes basés sur une enquête réalisée au Danemark en 2004. La plupart des renseignements nous ont été fournis dans un document décrivant le jeu de données. [FOSGERAU, 2006]

Nous les avons complétés en posant des questions à Messieurs Bierlaire et Théman qui y répondaient soit immédiatement, soit les transmettaient aux responsables danois de l'enquête.

Si fournir des statistiques utiles aux autorités danoises constitue un des objectifs de notre travail, le but essentiel est bien de réaliser une étude détaillée présentée de manière pédagogique afin qu'elle puisse illustrer le cours consacré à ces modèles de choix discrets dispensé par M. Bierlaire à l'*Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne* et au *Massachusetts Institute of Technology*. Cette contrainte justifiera certaines décisions, comme nous l'expliquerons par la suite (voir 6.1).

Dans le cadre de cette enquête, il a été demandé à plus de 7560 automobilistes de répondre à quelques questions basées sur un trajet réalisé peu avant celle-ci en mentionnant, entre autres, l'objectif du trajet, sa longueur ou sa durée. Ensuite, les personnes sondées ont répondu à d'autres demandes basées sur des paramètres socio-économiques tels que l'âge, le salaire ou la situation familiale. Enfin, la phase essentielle a consisté à répondre à 9 questions de choix basées sur le trajet décrit ; chacune d'elles proposait deux alternatives liées au trajet considéré, l'une étant plus rapide mais aussi plus chère que l'autre. L'automobiliste devait dans chaque cas donner sa préférence.

Notons que malheureusement, toutes les personnes interrogées n'ont pas pu ou souhaité répondre. En effet, certaines d'entre elles ne possédant, par exemple, pas de permis de conduire ne pouvaient prendre part à cette enquête. En outre, parmi les 9 questions de choix, certaines proposaient des alternatives dominées par rapport aux réponses données précédemment. Cela signifie que si une personne interrogée a refusé lors d'une question précédente un gain de 3 minutes pour 3 Couronnes Danoises et si elle a accepté ensuite un gain plus faible pour un coût plus élevé (par exemple de 2 minutes pour 3.5 Couronnes) par rapport à un même trajet de référence, elle n'a pas répondu de manière cohérente.

Tous les participants à l'enquête n'ayant pas répondu de manière cohérente à une question de ce type en furent éliminés. [BIERLAIRE and FOSGERAU, 2005]

En ce qui concerne les autres personnes, c'est-à-dire celles qui ont répondu correctement, les questions de ce type ne furent pas non plus prises en compte afin de ne pas disposer de données redondantes. Finalement, 2200 personnes sondées ont répondu de manière cohérente à presque toutes les questions posées, celle relative au salaire était facultative. Nous avons disposé d'un total de 16 920 réponses exploitables.

C'est à partir de ces données que nous avons modélisé la perception du temps en voiture au Danemark, en tenant compte des alternatives proposées et des caractéristiques socio-économiques des personnes sondées. Il s'agissait donc de modéliser du mieux possible dans quel cas l'alternative la plus rapide et la plus chère était choisie. Notons déjà que parmi les 16 920 réponses données, celle-ci fut choisie 6771 fois, ce qui représente 40.01 %.

Il s'agit donc d'une modélisation binaire, l'alternative *CS*, ayant une fonction d'utilité nulle, se rapporte au choix le moins cher (*Cheap*) et le plus lent (*Slow*); l'alternative *EF* se rapporte quant à elle à la plus chère (*Expensive*), mais aussi la plus rapide (*Fast*). La fonction d'utilité de ce choix est définie par rapport à *CS*. En effet, cette dernière est définie à 0, mais ajouter une constante à deux alternatives ne change rien, comme ce fut expliqué dans la partie théorique (voir 2.1.1).

Chapitre 5

Données

Voici une description des données dont nous avons disposé au début de notre travail, ainsi que d'autres obtenues par calculs, regroupements ou séparations de variables comme cela sera expliqué. Celles qui n'étaient pas présentes dans le fichier de données originelles seront précédées par l'indication *Nouvelle variable*.

5.1 Données de référence

5.1.1 Rno

Il s'agit de l'identifiant de la personne interrogée représenté par un nombre variant de 1 à 7600. Tous les entiers compris entre ces deux nombres ne sont pas repris; de nombreuses personnes contactées n'ont en effet pas pris part à l'enquête, pour des raisons expliquées précédemment (voir chapitre 4). Pour chaque entier repris, 7 à 8 réponses sont généralement encodées.

5.1.2 Choix

Cette variable binaire vaut 1 si l'alternative rapide et coûteuse (*EF*) est choisie et 0 sinon. Rappelons que dans 40 % des cas, c'est l'alternative la plus chère qui a été choisie.

5.2 Attributs relatifs aux alternatives et au contexte de choix

5.2.1 Statistiques

Voici des statistiques relatives à certains attributs utilisés dans le cadre de la modélisation. Les commentaires sont disponibles juste après.

	Logv	V	Delta C	Delta T
Moyenne	-0.5556	0.7990	7.9800	8.5629
Variance	0.7284	0.4261	162.7789	66.9417
Maximum	1.2000	3.3201	199.2070	60.0000
Minimum	-2.9900	0.0503	0.5009	3.0000

Type de question	Nombre
GG	3579
GL	3557
LL	3580
LG	3569
GGs	650
GLs	661
LLs	668
LGs	656

5.2.2 Logv

Cette variable vaut $\ln\left(\frac{|\Delta C|}{|\Delta T|}\right)$, où *Delta C* désigne l'écart en coût entre les deux alternatives en Couronnes Danoises et *Delta T* l'écart en temps entre ces deux mêmes alternatives en minutes, sachant qu'un Euro correspond à environ 7.46 Couronnes Danoises. [Bank, 2006]

Notons que *V* est calculé aisément à partir du *Logv*.

5.2.3 GL - LL - LG - GGs - GLs - LLs - LGs

Pour chaque question de choix, les deux alternatives proposées sont chaque fois liées à un trajet réellement parcouru par la personne interrogée. Nous l'appellerons trajet de référence.

Il existe toutefois des exceptions. En effet, un indice *s* a trait aux trajets dont la durée est inférieure ou égale à 10 minutes. Dans un tel contexte, le trajet de référence n'est pas le trajet réellement parcouru par l'automobiliste sondé, mais il est augmenté arbitrairement de 2 minutes. Cette décision fut prise par l'organisme chargé de l'enquête afin d'éviter que des trajets trop courts ne soient pris en compte.

Quoi qu'il en soit, il faut bien sûr proposer deux alternatives. Mais comment en définir deux basées sur le trajet de référence? C'est à cette fin qu'interviennent ces variables binaires. Au maximum une seule de celles-ci peut être définie à 1 simultanément. Soulignons que lorsque toutes les variables GL , LL , LG , GGs , GLs , LLs et LGs sont définies à 0, cela signifie que nous sommes dans un cas GG , qui est le cas considéré par défaut.

La lettre G dénote un gain, tandis que L symbolise une perte par rapport à la référence. La première lettre se rapporte au temps, la seconde au coût.

Dans les cas GG et GGs , l'alternative CS a un coût inférieur à celui du trajet de référence et une durée égale à celui-ci (trajet réellement parcouru si aucune variable n'est définie à 1, trajet réellement parcouru majoré de deux minutes si GGs vaut 1), tandis que l'alternative EF a un coût égal à celui de l'alternative de référence et une durée moindre. Concrètement, dans ce cas-ci, aucune des deux alternatives n'est réellement le trajet de référence. Il en va de même dans un cas LL ou LLs : l'alternative CS a un coût égal à l'alternative de référence et une durée plus élevée ; l'alternative EF a, quant à elle, un coût supérieur à l'alternative de référence et une durée égale.

Dans les cas $LG(s)$ et $GL(s)$, une des alternatives est exactement le trajet de référence et l'autre est respectivement plus lente et moins chère ou plus rapide et plus chère.

Voici un tableau récapitulatif permettant de bien appréhender ces notations :

Indice s	Trajet de référence
Non	Trajet décrit par la personne sondée
Oui	Trajet décrit par la personne sondée majoré de 2 minutes

Sachant que les durées et les coûts sont comparés à l'alternative de référence, nous pouvons résumer la description de ces variables de la manière suivante :

Variable définie à 1	Durée CS	Coût CS	Durée EF	Coût EF
Aucune ou GGs	même durée	meilleur marché	+ rapide	même coût
GL ou GLs	même durée	même coût	+ rapide	- bon marché
LL ou LLs	- rapide	même coût	même durée	- bon marché
LG ou LGs	- rapide	meilleur marché	même durée	même coût

Lorsque nous observons la répartition statistique des réponses (voir 5.2.1), nous constatons que la plupart des trajets ont une durée supérieure à 10 minutes.

5.2.4 Delta T

Exprimé en minutes, il s'agit de l'écart en temps entre les deux alternatives. Cette variable est définie en valeur absolue et est, par conséquent, toujours positive.

5.2.5 Nouvelle variable : Delta C

Cette variable correspond à l'écart entre les deux alternatives défini en Couronnes Danoises et en valeur absolue. Celle-ci n'était pas présente lorsque nous avons reçu le jeu de données, mais nous avons pu la calculer puisque nous connaissons *Logv* et l'écart en temps (*Delta T*) définis précédemment (voir 5.2.2 et 5.2.4).

5.3 Variables socio-économiques

Les variables présentées ci-après dépendent uniquement de la situation personnelle, économique et familiale de la personne interrogée.

5.3.1 Statistiques

Voici la répartition statistique des variables socio-économiques, à l'exception des variables binaires, suivies d'une description de celles-ci.

Log_Income	Income (Couronnes)	Income (€)	Nombre
10.66	42882	5748	1228
11.51	100412	13460	3309
11.96	157942	21172	4276
12.24	208237	27914	3215
12.41	245626	32926	1658
12.55	283015	37938	835
12.67	320404	42950	387
12.78	357793	47962	243
12.88	395181	52973	213
12.97	432570	57985	70
13.06	469959	62997	119

Age	
Moyenne	49.7395
Variance	223.4197
Maximum	89.0000
Minimum	16.0000

Tranche d'âges Taille de la ville d'origine Situation familiale	Nombre
Moins de 26 ans (choix par défaut)	884
De 26 à 35 ans	2505
De 36 à 45 ans	3557
De 46 à 55 ans	3216
De 56 à 65 ans	4113
Plus de 66 ans	2645
Couple sans enfant (choix par défaut)	7648
Couple avec enfant(s) (<i>CoupCh</i>)	5667
Célibataire sans enfant (<i>SingNo</i>)	2674
Célibataire avec enfant(s) (<i>SingCh</i>)	662
Autre (<i>Other</i>)	269
Moins de 5000 habitants	5332
De 5000 à 20 000 habitants	3347
De 20 000 à 50 000 habitants	2093
De 50 000 à 100 000 habitants	1533
Plus de 100 000 habitants (sauf Copenhague)	1343
Copenhague (choix par défaut)	3272

5.3.2 Miss_Income

Cette variable binaire vaut 1 si le salaire de la personne interrogée est inconnu et 0 sinon. La réponse à cette question était la seule à être facultative. Sur les 16920 réponses obtenues, à peine 1367 concernent des personnes dont le salaire n'a pas été divulgué, soit 8.08 % du total.

5.3.3 Log_Income

Cette variable désigne le logarithme népérien du salaire annuel net de la personne interrogée, en Couronnes Danoises. A partir de cette valeur logarithmique, nous avons calculé le véritable salaire (*Income*), en Couronnes Danoises puis en Euros.

Dix intervalles de salaires bruts étaient proposés aux personnes interrogées. Celles-ci devaient alors définir quel était leur salaire en choisissant un de ces intervalles. Arbitrairement, il fut décidé que le salaire brut d'une personne ayant choisi son intervalle serait la valeur centrale de celui-ci. Le passage du salaire brut au salaire net fut calculé par un logiciel tenant compte du taux moyen d'imposition.

C'est pourquoi cette variable, bien que définie comme continue, ne l'est en réalité pas tout à fait, puisqu'elle résulte de diverses approximations.

Nous constatons dans la répartition des réponses obtenues que de moins en moins de personnes sont présentes dans les catégories les plus élevées, mais la dernière est plus représentée que l'avant-dernière (voir 5.3.1). Cela se justifie par le fait que les personnes très aisées sont classées dans cette catégorie, même si leur revenu est très nettement supérieur. Il s'agit d'une autre approximation des salaires annuels.

Nous avons dans un premier temps traité ces données comme continues, mais par la suite, nous les avons regroupées en catégories pour les faire interagir avec le coût du trajet et le temps.

Lorsque le salaire n'a pas été divulgué, la variable est définie arbitrairement à -1. Cela n'a pas d'importance, car lorsque le salaire est pris en compte dans les variables explicatives, une requête de sélection sur *Miss_Income* dans le fichier *.mod* permet de ne pas tenir compte de ces réponses.

5.3.4 Low_Incgroup - High_Incgroup

Ces deux variables binaires ont trait aux personnes dont les salaires annuels nets sont respectivement définis à 42882 et 469959 Couronnes Danoises. Ces catégories correspondent respectivement aux salaires les plus faibles et les plus élevés.

5.3.5 Age

Utiliser cette donnée directement, de manière brute, n'a que très peu de sens. En effet, rien ne garantit que l'évolution est linéaire en fonction de l'âge ; au contraire, des données socio-économiques de ce type doivent être regroupées en catégories suffisamment importantes pour contenir assez d'individus, mais suffisamment réduites pour qu'elles puissent être considérées comme homogènes. En effet, il se peut, par exemple, que les jeunes conducteurs aient la même attitude que les pensionnés, à l'inverse des autres personnes. Mais cela ne pourrait être modélisé en considérant l'âge en tant que tel.

Les statistiques montrent que la moyenne d'âge des personnes interrogées est assez élevée, puisqu'elle avoisine les 50 ans (voir 5.3.1).

5.3.6 Nouvelles variables : Age18_25 - Age26_35 - Age36_45 - Age 46_55 - Age56_65 - AgeMore66

Nous avons dans un premier temps décidé de séparer les personnes interrogées en six catégories d'âges distinctes les unes des autres. Il s'agit de variables binaires, définies à 1 si l'individu appartient à la classe d'âges en question et à 0 sinon. Nous avons opté pour des intervalles de 10 ans, à l'exception de la catégorie 18-25 ans qui est celle pouvant représenter des conducteurs n'étant pas encore entrés dans la vie active et la catégorie des plus de 65 ans comprenant les personnes pensionnées.

Définir six catégories d'âges peut sembler beaucoup, mais mieux vaut en définir trop au départ pour les regrouper par après, comme cela sera illustré par la suite (voir 6.3.1).

Soulignons que la catégorie définie par défaut est celle de 18 à 25 ans. Concrètement, seules cinq variables sont utilisées ; si elles sont toutes définies à 0, cela signifie que la personne interrogée est âgée de moins de 25 ans. Bien que l'âge minimal légal pour conduire au Danemark soit de 18 ans [NEILL, 2006], une personne âgée de 16 ans a été interrogée et a répondu à l'enquête. Il s'agissait sans doute d'une personne en apprentissage. Elle a également été insérée dans cette catégorie.

La catégorie des personnes âgées de 56 à 65 ans est la plus représentée (voir 5.3.1). Cela semble logique, puisque la moyenne d'âge des personnes interrogées est élevée.

Signalons enfin qu'une variable *AgeSquare_100* désigne l'âge au carré divisé par 100, mais celle-ci n'a pas été exploitée, dans la mesure où elle n'est qu'une transformation mathématique de l'âge ne présentant pour ainsi dire aucune logique dans ce contexte.

5.3.7 Female

Cette variable binaire définissant le sexe de la personne interrogée est définie à 1 s'il s'agit d'une femme et à 0 si c'est un homme.

Au total, 7148 réponses ont été données par des femmes et 9772 par des hommes.

5.3.8 Internet

Internet est une autre variable binaire définie à 1 si le questionnaire a été rempli via l'Internet.

Une responsable de l'enquête au Danemark nous a expliqué que dans ce cas, les personnes concernées ont été averties par un e-mail les invitant à répondre au questionnaire. Elle a également relaté que la variable est définie à 0 lorsque les personnes étaient interrogées par une personne encodant directement les réponses sur un ordinateur portable soit directement à leur domicile, soit à l'école ou l'université (uniquement des étudiants).

Notons que 10836 réponses ont été envoyées par l'Internet, ce qui correspond à 64.04 % du total.

5.3.9 Houseowner

Cette autre variable binaire est définie à 1 si la personne répondant au questionnaire est propriétaire de sa maison et à 0 sinon.

13 299 réponses au questionnaire émanent de personnes propriétaires de leur habitation. Les 3621 autres ont trait à des locataires.

5.3.10 SingNo - SingCh - CoupCh - Other

Plusieurs variables sont utilisées pour définir la situation familiale de la personne interrogée. Le choix par défaut se rapporte à une personne faisant partie d'un couple sans enfant. Un couple dont les enfants sont mariés ou ont quitté le domicile familial fait aussi partie de cette catégorie. Une personne faisant partie d'un couple avec enfant(s), un célibataire avec ou sans enfant(s) et une catégorie *Other* qui se rapporte aux autres personnes complètent les possibilités de choix.

Dans les données originelles, les variables *FeSingNo*, *FeSingCh* et *FeCoupCh* sont également présentes, mais elles ne correspondent qu'à des redondances d'autres variables via des fonctions logiques *Et* et n'ont pas été utilisées.

5.3.11 Area

Dans le fichier de données qui nous a été fourni, une seule variable permet de connaître l'importance de la ville d'origine des personnes interrogées. Celle-ci est définie par un entier variant de 1 à 6, chacun correspondant à une taille de ville :

1. Copenhague ou sa banlieue
2. Autre ville de plus de 100 000 habitants
3. Ville dont la population est comprise entre 50 000 et 100 000 habitants
4. Ville dont la population est comprise entre 20 000 et 50 000 habitants
5. Ville dont la population est comprise entre 5000 et 20 000 habitants
6. Ville ou village dont la population est inférieure à 5000 habitants

5.3.12 Nouvelles variables : ArLess5 - Ar5_20 - Ar20_50 - Ar50_100 - ArMore100

Naturellement, des variables comme celles définies juste avant ne sont pas exploitables directement ; nous les avons donc converties en cinq variables binaires, la sixième (Copenhague) étant définie par défaut si les autres sont nulles.

Notons que l'on dénombre plus d'un million d'habitants à Copenhague et sa banlieue pour environ 300 000 à Aarhus, 185 000 à Odense et 160 000 à Aalborg qui sont les seules autres villes dont la population excède 100 000 habitants alors que le pays en compte 5 600 000. [MERLET et al., 2005] [Mongabay, 2004]

Cela peut justifier pourquoi bon nombre des personnes interrogées habitent Copenhague, comme on peut le constater sur le tableau statistique présenté précédemment (voir 5.3.1).

Il est également logique que les personnes sondées habitant une ville de 20 000 à 50 000 habitants soient plus nombreuses que celles habitant une ville plus grande, car elles sont vraiment plus nombreuses en réalité, comme le prouve le tableau en annexe 10.1.2. [Mongabay, 2004]

5.4 Variables décrivant le trajet de référence considérées comme socio-économiques

Certaines variables décrivent le trajet de référence, mais sont réellement considérées d'un point de vue analytique comme **socio-économiques**, car elles ne changent pas entre les deux alternatives proposées et sont définies dès le départ par la personne interrogée et non par l'interrogateur, à l'inverse des variables relatives au contexte de choix.

Dans l'analyse des modèles, elles seront d'ailleurs considérées comme variables socio-économiques à part entière.

5.4.1 Statistiques

En voici une répartition statistique suivie d'une description.

Distance Type de trajet	Nombre
De 0 à 19 km (choix par défaut)	5560
De 20 à 49 km	6035
De 50 à 99 km	2501
Plus de 100 km	2824
Leisure (choix par défaut)	6718
Commuter	3629
Education	1356
Maintenance	5217

	Logv	Logjtime	Time
Moyenne	0.0929	3.3847	42.9961
Variance	0.0191	0.7526	1757.2492
Maximum	0.6800	5.4800	239.8467
Minimum	0.0000	1.6000	4.9530

5.4.2 Empl_Pay

Cette variable vaut 1 si le déplacement est à charge de l'employeur de la personne interrogée et 0 sinon.

904 réponses sur les 16920 obtenues ont trait à des déplacements payés par l'employeur, soit 5.34 %.

5.4.3 Dist20_49 - Dist50_99 - DistMore100

La distance parcourue lors d'un trajet n'est pas connue avec précision. Dans le fichier de données, nous ne disposons que de trois valeurs possibles : de 20 à 49 km ; de 50 à 99 km et plus de 100 km. Il s'agit de variables binaires, une seule pouvant être égale à 1 au maximum pour chaque choix. Lorsque les trois variables sont définies à 0 simultanément, cela signifie que le trajet est d'une longueur inférieure à 20 km (cas par défaut).

5.4.4 Commuter - Education - Maintenance

Ces variables binaires ont trait au but du trajet. Afin de ne pas disposer d'un nombre trop important de motifs possibles, les personnes sondées devaient en choisir un parmi quatre possibilités : les trajets pour se rendre au travail (*Commuter*), ceux à caractère éducatif (*Education*), ceux pour se rendre au magasin (*Maintenance*) et enfin ceux liés aux loisirs qui constituent la catégorie par défaut, lorsque les trois autres sont définies à 0.

5.4.5 PercCong

Cette variable définit le taux d'embouteillages du trajet considéré. Cette valeur est calculée en divisant le temps passé dans les bouchons par la durée totale du trajet. Il a en outre été décidé que pour toutes les alternatives fictives proposées, le taux de congestion est défini comme étant le même que dans le trajet de référence.

5.4.6 Logjtime

Il s'agit du logarithme népérien du temps du trajet de référence exprimé en minutes. La variable *Time* en est déduite aisément.

Chapitre 6

Analyse des modèles testés

Une fois la théorie bien assimilée et le logiciel *Biogeme* pris en main grâce à l'analyse d'études de cas menées antérieurement par la *Chaire de Recherche Opérationnelle Sud Ouest (ROSO)* de l'*Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne* [BEN-AKIVA et al., 2005], nous nous sommes vraiment plongés dans notre travail de fin d'études, consistant à analyser la perception du temps et du coût des automobilistes danois.

Ci-après est expliquée notre démarche de travail avec les résultats et une analyse détaillée des principaux modèles intermédiaires. Les résultats complets de tous les modèles testés (expliqués ou non dans le rapport) ainsi que des analyses plus complètes pour certains modèles partiels ou abandonnés, faute de bons résultats, sont disponibles en annexe 8.

De manière générale, que ce soit dans le corps du rapport ou en annexe, les variables non significatives sont représentées en italique.

6.1 Elaboration d'un premier modèle simple avec seulement *Delta C* et *Delta T*

6.1.1 Description de notre démarche

Les premières variables que nous avons insérées sont *Delta C* et *Delta T*. En effet, nous supposons que celles-ci s'avèreraient les plus explicatives de toutes. De plus, elles sont aisément interprétables et se révèlent donc particulièrement adaptées pour débiter notre travail qui se doit d'être pédagogique.

Rappelons que *EF* désigne l'alternative rapide et chère et *CS* la lente et bon marché. Notons aussi qu'un signe négatif se rapporte à *Delta T*, car il est coutumier de définir les coefficients liés au coût et au temps de manière négative dans les modèles de choix discrets.

En fait, ΔT et ΔC sont tous deux définis en valeur absolue (voir 5.2.4 et 5.2.5). La probabilité que l'alternative EF soit choisie diminue avec l'écart en coût, car s'il augmente, le preneur de décision doit payer plus pour obtenir un gain en temps. Le coefficient $\beta_{\Delta C}$ doit donc être en toute logique négatif.

Mais plus l'écart en temps est important, plus l'alternative EF a des chances d'être choisie, car le gain en temps serait d'autant plus important, ce qui implique un coefficient $\beta_{\Delta T}$ positif. Pour le rendre négatif, nous avons simplement fait précéder le terme lié à l'écart en temps d'un signe négatif dans la fonction d'utilité.

6.1.2 Modèle obtenu

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-0.65112	0.02538	-25.65693
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06441	0.00371	-17.38051
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.08562	0.00407	-21.04899

ρ^2	0.06862	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.06837	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 923.2

6.1.3 Analyse de ce modèle

Comme nous l'avons supposé, $\beta_{\Delta C}$ et $\beta_{\Delta T}$ sont tous deux négatifs dans ce contexte. Plus l'écart en coût est grand, plus les gens ont tendance à privilégier l'alternative CS ; plus l'écart en temps est grand, plus les gens semblent préférer EF .

De plus, ce modèle contient très peu de paramètres et en outre, l'expression $(\beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T)$ est souvent assez faible en valeur absolue, puisque les deux termes sont toujours de signes opposés et de valeur moyenne assez semblable. De fait, $\beta_{\Delta C}$ n'est pas très différent de $\beta_{\Delta T}$ et la valeur moyenne de ΔC est aussi très proche de celle de ΔT (voir 5.2.1). Par conséquent, nous pouvons facilement interpréter le signe négatif de la constante ASC . Il se justifie par le fait que la plupart des choix se sont portés sur l'alternative CS ; de manière générale, la préférence intrinsèque est telle que si tout était pareil pour les deux alternatives, les gens auraient tendance à choisir le plus souvent l'alternative la moins chère.

La relativement faible valeur du ρ^2 ajusté peut se justifier par le peu de paramètres pris en compte.

Soulignons que nous avons aussi testé un modèle dont la structure est assez complexe et intégrant le paramètre *Logv* à la place de ces deux variables afin de comparer ces deux types de modèles. Ce nouveau modèle s'est révélé nettement meilleur (voir 7.2). Mais il faut rappeler que notre objectif essentiel a consisté à réaliser une étude pouvant servir de cadre au cours de M. Bierlaire et le modèle tenant compte de *Delta C* et *Delta T* s'avère à cette fin beaucoup plus pédagogique. Par conséquent, nous avons décidé de nous baser sur ce modèle de référence pour ajouter des paramètres étape par étape.

6.2 Elaboration d'un modèle après insertion des attributs relatifs au contexte de choix

Nous avons inséré les variables $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$ et $GL(s)$. Nous avons d'abord créé un modèle ne contenant que ces variables et disponible en annexe 8.2.1 et avons ensuite ajouté ces variables dans le premier modèle. Voici ce que nous avons obtenu.

6.2.1 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$ et $GL(s)$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.74187	0.04169	-17.79510
2	β_{DeltaC}	-0.06365	0.00370	-17.21396
3	β_{DeltaT}	-0.08359	0.00406	-20.56579
4	β_{GL}	-0.32086	0.05158	-6.22101
5	β_{LL}	0.26858	0.04936	5.44162
6	β_{LG}	0.50672	0.04947	10.24193
7	β_{GGs}	0.01839	0.08905	0.20649
8	β_{GLs}	-0.46240	0.09653	-4.79024
9	β_{LLs}	-0.07354	0.08933	-0.82321
10	β_{LGs}	0.38886	0.08672	4.48388

ρ^2	0.08410	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.08325	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 741.7

Test du χ^2 entre ce modèle (B) et celui avec seulement *Delta C* et *Delta T* (A) :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_A) - \mathcal{L}(\beta_B)) > \chi_{(10-3)}^{2 \cdot 0.95}$$

$$-2(-10923.2 + 10741.7) = 363 > 14.07$$

6.2.2 Analyse de ce modèle

Ce modèle est significativement différent du précédent, comme le prouve le test du χ^2 . Attirons l'attention sur l'interprétation des valeurs des coefficients. Si les valeurs de β_{DeltaC} et β_{DeltaT} n'ont guère changé, voici les autres coefficients classés par ordre décroissant à ce stade-ci de notre création de modèles.

β_{LG}	0.50672
β_{LGs}	0.38886
β_{LL}	0.26858
β_{GGs}	0.01839
β_{GG} (par défaut)	0.00000
β_{LLs}	-0.07354
β_{GL}	-0.32086
β_{GLs}	-0.46240

Lorsqu'on oppose une alternative moins rapide et moins chère face au trajet de référence, le coefficient élevé (*LG* ou *LGs*) semble indiquer que les gens préfèrent ce dernier. De même, lorsqu'une alternative plus rapide, mais plus chère est proposée, les gens préfèrent aussi conserver l'alternative actuelle, comme le prouvent les faibles coefficients *GL* et *GLs*. Cela se justifie par le fait que les gens préfèrent en général conserver leurs habitudes plutôt que d'en changer.

En outre, les coefficients avec des indices *s* sont généralement plus faibles que ceux analogues sans indice. Cela se remarque notamment pour β_{LL} et β_{LLs} qui sont carrément de signes différents, même si ces paramètres ont des valeurs absolues assez faibles. Les personnes parcourant de petits trajets accordent sans doute une assez grande importance au coût de celui-ci, alors que pour les plus longs trajets, elles sont conscientes que cela leur coûte de toute manière assez bien d'argent et se montrent alors plus intéressées par un gain en temps.

Si cette hypothèse est sans doute vraie, comme nous le verrons lors de l'ajout des variables définissant la distance parcourue, notons que dans des modèles plus complets, les coefficients avec des indices *s* ne seront plus forcément inférieurs aux autres.

En effet, lorsque des paramètres définissant la distance parcourue vont être insérés dans le modèle, ce seront ces derniers qui véhiculeront l'information selon laquelle les personnes accordent beaucoup d'importance au coût des petits trajets (voir 6.3.2).

Soulignons enfin que certaines de ces variables ne sont pas significativement différentes de 0, notamment β_{GLs} . Si dans ce modèle, c'est β_{GGs} qui semble le plus négligeable, cette tendance ne se vérifiera plus lors de l'ajout de nouveaux paramètres (voir 6.3.1); en revanche, β_{GLs} deviendra et restera non significativement différent de 0.

Donc, dans ce cas-ci, il a fallu réfléchir au sens d'une suppression de GLs . Si regrouper des tranches de distances ou d'âges voisines est envisageable, il n'en va pas de même avec le fait de lier des propositions de type GLs à celles par défaut de type GG . De fait, ces deux variables n'ont pour ainsi dire aucun lien entre elles; lier GL à GLs aurait encore eu un certain sens (mais ne se serait pas révélé correct dans ce contexte), tout comme supprimer GGs pour le lier à GG (mais dans des modèles plus complexes, β_{GGs} ne sera plus négligeable, donc le supprimer aurait été une erreur); en revanche, il n'en va pas de même avec GLs et GG .

Nous pouvons sans doute justifier les faibles *robust t statistics* liées à GGs dans ce modèle et à GLs dans des modèles plus complets par le fait que l'on recense peu de questions de ce type, respectivement 650 et 661 sur les 16920 posées au total. Les valeurs des coefficients trouvés ne sont certes pas très importantes si nous les comparons à 0, mais elles ne peuvent pas être considérées comme négligeables. Les résultats purement mathématiques auraient dû nous conseiller de supprimer ces paramètres (GGs dans un premier temps et GLs dans un second), mais le bon sens nous l'a interdit.

Par conséquent, nous avons décidé de continuer à distinguer GL , LL , LG , GGs , GLs , LLs et LGs en conservant GGs et GLs comme paramètres à part entière.

6.3 Elaboration du modèle tenant compte des paramètres socio-économiques les plus pertinents

Nous avons ensuite créé un modèle contenant les paramètres socio-économiques ou considérés comme tels (voir 5.3 et 5.4) qui sont les plus appropriés.

Pour chaque nouveau paramètre ou groupe de paramètres ajouté, nous avons testé trois modèles : un premier avec seulement le(s) nouveau(s) paramètre(s), un second avec également *Delta C*, *Delta T* et enfin un modèle global avec tous les paramètres déjà ajoutés précédemment. Nous avons essayé de faire preuve de bon sens dans l'ordre d'insertion des paramètres en ajoutant d'abord ceux que nous pensions les plus explicatifs, mais les avons de toute manière testés tous.

Après avoir inséré de nouveaux paramètres, nous avons analysé le bien fondé de leur ajout en analysant les résultats des tests statistiques pour déterminer s'ils étaient ou non significatifs ou pouvaient éventuellement être regroupés. L'esprit critique était de rigueur dans l'analyse et l'interprétation des modèles afin d'éviter de réaliser de l'*overfitting* notamment.

Voici le résultat obtenu suivi d'un descriptif détaillé de notre démarche.

6.3.1 Modèle de référence obtenu après insertion de toutes les variables socio-économiques

Le modèle de référence à ce stade de notre travail (MR1) est le suivant :

$$\begin{aligned}
 V_{CS} &= 0 \\
 V_{EF} &= ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 &\quad \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 &\quad \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 &\quad \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 &\quad \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 &\quad \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 &\quad \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.90710	0.47179	-10.40106
2	β_{DeltaC}	-0.06419	0.00384	-16.70499
3	β_{DeltaT}	-0.06686	0.00437	-15.30774
4	β_{Log_Income}	0.34950	0.03950	8.84709
5	β_{GL}	-0.36148	0.05477	-6.60034
6	β_{LL}	0.28143	0.05288	5.32183
7	β_{LG}	0.54063	0.05351	10.10260
8	β_{GGs}	0.40331	0.10644	3.78920
9	β_{GLs}	-0.12813	0.11602	-1.10438
10	β_{LLs}	0.30348	0.10686	2.83990
11	β_{LGs}	0.82409	0.10467	7.87291
12	β_{Empl_Pay}	0.67747	0.08197	8.26439
13	β_{Dist20_49}	0.33048	0.05579	5.92392
14	$\beta_{DistMore50}$	0.62943	0.06675	9.42927
15	$\beta_{CommEduc}$	0.10562	0.04216	2.50508
16	β_{Age46_55}	-0.24943	0.04820	-5.17442
17	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64240	0.04164	-15.42780
18	β_{Female}	-0.17510	0.03705	-4.72628
19	$\beta_{Internet}$	0.15958	0.04521	3.52969
20	$\beta_{Houseowner}$	0.20217	0.04547	4.44647
21	$\beta_{PercCong}$	0.47352	0.13309	3.55785
22	$\beta_{ArLess5}$	-0.33634	0.05343	-6.29543
23	β_{Ar5_20}	-0.43690	0.05817	-7.51042
24	$\beta_{ArMore20}$	-0.29830	0.05172	-5.76794

ρ^2	0.13378	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13155	$\mathcal{L}(\beta)$	-9338.3

6.3.2 Description de notre démarche et analyse de ce modèle

Evolution des variables déjà présentes dans le modèle précédent

Voici un tableau comparatif des valeurs prises par les variables entre ces deux modèles.

Nom	Coefficient originel	Coefficient dans MR1
ASC	-0.74187	-4.90710
β_{DeltaC}	-0.06365	-0.06419
β_{DeltaT}	-0.08359	-0.06686
β_{GL}	-0.32086	-0.36148
β_{LL}	0.26858	0.28143
β_{LG}	0.50672	0.54063
β_{GGs}	0.01839	0.40331
β_{GLs}	-0.46240	-0.12813
β_{LLs}	-0.07354	0.30348
β_{LGs}	0.38886	0.82409

Nous remarquons que les ordres de grandeur de β_{DeltaC} et β_{DeltaT} n'ont guère évolué, malgré l'ajout de 14 autres variables entre ce modèle et celui présenté précédemment ; c'est aussi le cas de β_{GL} , β_{LL} et β_{LG} . Cela prouve la robustesse du modèle.

Il faut cependant reconnaître que la constante et les variables décrivant le contexte de choix pour les trajets de moins de 10 minutes ont, eux, assez nettement évolué. Mais cela sera justifié plus loin : l'ajout du logarithme du revenu justifie l'évolution de la constante (voir 6.3.2) ; celle des variables avec un indice s est due à leur faible nombre et à l'insertion de la longueur du trajet (voir 6.3.2).

Influence du revenu et de *Empl_Pay*

A partir du modèle précédent, nous avons d'abord inséré le revenu. En fait, nous avons d'abord analysé l'impact de *Miss_Income* et avons constaté que cette variable n'est que très peu explicative.

Comme justifié précédemment, le revenu est représenté par une variable continue, mais se limite à des valeurs précises (voir 5.3.3). Quoi qu'il en soit, nous avons ajouté la variable *Log_Income* qui a apporté une réelle amélioration au modèle, malgré le fait que le jeu de données soit alors devenu un peu moins complet. De fait, le nombre de données disponibles est passé de 16920 à 15553, un peu plus de 1300 réponses ayant trait à des personnes n'ayant pas souhaité divulguer leur salaire. Notons qu'il est aisé d'adapter le modèle si l'on change les Couronnes Danoises en Euros.

Nous pouvons effectivement montrer que :

$$\begin{aligned} V_{CS} &= 0 \\ V_{EF} &= ASC + \beta_{Log_Income} * Log_Income \end{aligned}$$

Si la monnaie utilisée était l'Euro :

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Log_Income} * Log_Income - \beta_{Log_Income} * 7.46$$

Il suffirait alors de reporter $\beta_{Log_Income} * 7.46$ dans la constante :

$$V_{EF} = (ASC - \beta_{Log_Income} * 7.46) + \beta_{Log_Income} * Log_Income$$

Par après, nous avons inséré la variable *Empl_Pay* qui a également permis d'améliorer la qualité du modèle, comme le montre le test du χ^2 . De là, nous avons substitué *Log_Income* par *Low_Incgroup* et *High_Incgroup*. Nous avons alors remarqué que ce modèle est moins bon que celui obtenu avec seulement le logarithme du salaire net, que l'on prenne ou non en compte d'autres variables : $\mathcal{L}(\beta)$ est en effet plus petit (plus grand en valeur absolue) et ce modèle nécessite l'utilisation d'un paramètre en plus. Ce n'est pas surprenant dans la mesure où l'on discrétise en seulement trois catégories de revenus, celle par défaut couvrant une plage sur-représentée.

Nous avons donc décidé de ne plus prendre en compte les critères de salaires faibles et élevés, mais de considérer le logarithme du salaire.

Tester un modèle avec à la fois la variable *Log_Income* ainsi que *Low_Incgroup* et *High_Incgroup* n'aurait aucun sens, ces données étant redondantes.

Le modèle obtenu à ce stade de notre travail est bien sûr disponible en annexe 8.3.7, mais il faut noter que les signes de β_{Log_Income} et β_{Empl_Pay} sont restés les mêmes et les ordres de grandeur n'ont pas évolué énormément entre le moment où ces variables ont été insérées la première fois et la valeur dans le modèle de référence MR1. Elles ont respectivement évolué de 0.618 à 0.349 et de 0.829 à 0.677. Ces diminutions sont dues à de nouveaux paramètres ayant quelque peu réduit l'impact de ceux liés au salaire et à la prise en charge éventuelle du coût du trajet par l'employeur.

Il est logique que β_{Log_Income} soit positif. Plus le salaire d'une personne est élevé, moins celle-ci accorde d'importance au coût de la vie. Par ailleurs, les personnes aisées gagnent peut-être plus d'argent parce qu'elles ont un travail important, pour lequel le temps est prépondérant. C'est un peu la métaphore du *businessman pressé*. Une personne moins riche prête quant à elle plus attention à son argent, quitte à ce que ses trajets durent plus longtemps.

Il est également normal que β_{Empl_Pay} soit positif. En effet, si l'employeur paie le déplacement, l'employé ne se préoccupe guère de l'aspect financier du trajet, mais va choisir en principe le plus rapide.

Nous remarquons en outre que la constante est beaucoup plus petite dans ce modèle de référence MR1 qu'elle ne l'était précédemment. C'est en fait l'insertion du paramètre lié au revenu qui fait nettement baisser sa valeur.

Cela peut s'expliquer logiquement dans la mesure où Log_Income varie de 10 à 14 et β_{Log_Income} est positif et vaut environ 0.35. Ce n'est pas un problème, il est seulement important de discerner les écarts entre les revenus, mais le fait que Log_Income soit compris entre 10 et 14 implique une modification de la constante. Si l'on avait travaillé en Euros, Log_Income aurait plutôt varié entre 8 et 12 (car $e^2 = 7.38$, ce qui correspond approximativement au taux de change entre les Euros et les Couronnes Danoises) et la valeur absolue de la constante aurait été un peu moins élevée, mais cela ne change strictement rien au ρ^2 ajusté ni à l'interprétation du modèle.

Influence de la distance parcourue

L'ajout de la distance parcourue apporte une réelle amélioration à la qualité du modèle. Plus elle est importante, plus le coefficient β augmente. Les personnes parcourant une grande distance sont plus intéressées par l'alternative la plus rapide que celles en parcourant une plus courte.

Nous l'avions déjà pressenti précédemment dans la mesure où β_{LL} est plus grand que β_{LLs} , β_{GL} est plus grand que β_{GLs} , ... (voir 6.2) Or, les propositions avec des indices s ont trait à de courtes distances. Nous remarquons aussi que justement, cette tendance ne se vérifie plus à partir de ce modèle, comme on peut l'observer en annexe 8.3.13. Ce n'est pas étonnant : dans le cadre des petits trajets, les personnes interrogées accordent beaucoup d'importance au coût et cela s'explique par le coefficient défini par défaut à 0 pour les distances inférieures à 20 km (en comparaison avec des coefficients positifs pour les distances plus grandes). Cette information n'est plus reprise dans le fait que les coefficients avec des indices s sont plus petits que les autres.

Notons aussi qu'il n'y a presque aucune différence entre les voyages dont la longueur varie entre 50 et 100 km et ceux dont elle dépasse 100 km, comme le prouve le test de comparaison relatif à ces deux coefficients ; les voyages dépassant 100 km ne sont pas beaucoup plus longs que ceux compris dans l'intervalle compris entre 50 et 99 km. Le Danemark est un petit pays et il est rare que des distances très importantes soient parcourues. En plus, la capitale, Copenhague, est située sur l'île de Seeland située en mer Baltique ; cela implique des déplacements de faible distance, même s'il est vrai que la plupart des îles sont reliées par des ponts. [Arte, 2002] Par conséquent, nous avons décidé, après avoir rajouté quelques autres paramètres qui n'ont pas changé cette tendance, de regrouper ces deux variables sous le nom *DistMore50*.

La robustesse de ces paramètres se vérifie par le fait que β_{Dist20_49} valait 0.327 lorsqu'elle fut insérée la première fois dans le modèle complet et vaut 0.330 dans MR1 ; β_{Dist20_49} valait 0.651 et $\beta_{DistMore100}$ 0.647, alors que dans MR1, $\beta_{DistMore50}$ vaut 0.629.

Soulignons que nous avons également testé ce qui se passe avec l'ajout de la variable *Logjtime* sur base d'un modèle proche de MR1 (seules les variables liées à la taille de la ville d'origine n'étaient pas prises en compte à ce moment), mais nous avons remarqué que *Logjtime* n'apporte pas d'amélioration importante à la qualité du modèle. Le test du χ^2 indique certes que le modèle avec cette variable est significativement différent du précédent, mais il s'en faut de peu. Cela peut se justifier par le fait que celle-ci est très corrélée avec la distance (et peut-être aussi le pourcentage d'embouteillages).

Nous avons également testé un modèle tenant compte de tous les paramètres, sauf ceux liés à la longueur du trajet afin d'analyser si, éventuellement, *Logjtime* ne se révélait pas plus explicatif que ces derniers. Nous avons trouvé que le paramètre $\beta_{Logjtime}$ n'est certes pas négligeable, mais le ρ^2 ajusté est quand même moins bon que dans le modèle analogue tenant compte de la distance à la place de *Logjtime* (0.12602 contre 0.12889, voir annexes 8.3.41 et 8.3.37). Nous avons par conséquent décidé de ne plus tenir compte de ce paramètre par la suite.

Influence du motif du voyage

Quatre motifs étaient proposés dans le jeu de données originelles. Nous avons constaté que le paramètre $\beta_{Maintenance}$ n'était pas significativement différent de 0 et l'avons supprimé, ce qui revient à assimiler les trajets pour se rendre au magasin à ceux liés aux loisirs, tandis que *Commuter* lié aux déplacements à caractère professionnel et *Education* lié à ceux pour se rendre à l'école, l'université ou y conduire les enfants ont aussi été regroupés.

Le coefficient positif de $\beta_{CommEduc}$ indique que les personnes qui se déplacent pour des raisons professionnelles ou pour aller au cours ont plus tendance à vouloir aller vite que celles utilisant leur véhicule pour les loisirs ou aller faire des courses.

Influence des tranches d'âges

Dans un premier temps, nous avons défini six tranches d'âges. Bien que ce modèle soit significativement meilleur que celui similaire sans catégories d'âges, nous avons remarqué que certaines d'entre elles pouvaient être regroupées, ce que nous avons fait.

Les coefficients relatifs aux tranches d'âges comprises respectivement entre 26 et 35 ans et entre 36 et 45 ans n'étant pas significatifs, nous les avons assimilées à celle par défaut définie alors comme celle des personnes âgées de moins de 45 ans.

Nous avons aussi regroupé la tranche comprise entre 56 et 65 ans et celle supérieure à 66 ans, le *robust t-test* relatif aux coefficients de corrélation indiquant que ces deux dernières tranches d'âges pouvaient également être assimilées.

Le test du χ^2 après diminution du nombre de tranches d'âges indique que ce modèle n'est pas significativement moins bon que celui avec six tranches.

Nous constatons que les personnes les plus enclines à choisir l'alternative la plus rapide sont les plus jeunes. Au fur et à mesure que l'âge augmente, les personnes sont de moins en moins pressées.

Ce phénomène est surtout marqué pour la tranche des personnes âgées de plus de 55 ans dont une grande proportion est pensionnée.

Influence des variables binaires *Female*, *Internet* et *Houseowner*

Les tests du χ^2 montrent que toutes ces variables apportent une réelle amélioration au modèle.

Le fait que β_{Female} soit négatif indique que les femmes sont moins pressées, elles semblent en effet plus enclines à choisir l'alternative plus lente et moins chère (*CS*) que les hommes.

$\beta_{Internet}$ est positif, sans doute les personnes ayant répondu via l'Internet sont-elles plus instruites en moyenne que les autres et ont par conséquent plus d'argent et accordent donc moins d'importance au coût et plus au temps. De plus, pas mal d'étudiants ne disposant généralement pas d'énormes moyens ont été interrogés à leur école ou université et la variable *Internet* vaut 0 dans ce cas. En outre, les personnes utilisant fréquemment l'Internet et consultant souvent leurs mails sont très vite au courant de l'actualité (au sens large du terme) et accordent donc peut-être de l'importance au temps. D'ailleurs, ne qualifie-t-on pas l'Internet d'autoroute de l'information ?

Les personnes propriétaires de leur maison choisissent aussi plus souvent l'alternative la plus rapide que les personnes locataires ; ce n'est pas illogique, car ces dernières doivent payer chaque mois un loyer au propriétaire, ce qui peut les motiver à faire plus attention à leur argent que les propriétaires qui ont souvent un niveau de vie plus élevé.

Influence du taux de congestion du trafic

La variable $\beta_{PercCong}$ est positive et c'est assez logique, car plus il y a d'embouteillages, moins le trajet est agréable et par conséquent, les automobilistes coincés dans les bouchons ont tendance à privilégier une alternative plus rapide.

Influence des villes d'origine et regroupements de certaines catégories

La taille de la ville d'origine apporte une réelle amélioration au modèle, comme en atteste le test du χ^2 . De manière générale, les habitants de Copenhague sont ceux qui privilégient le plus souvent l'alternative la plus rapide. Les autres coefficients ne suivaient pas une véritable logique dans le modèle avec six tailles différentes; quoi qu'il en soit, les tests relatifs à la corrélation entre les variables ont indiqué qu'il est possible de regrouper toutes les villes différentes de Copenhague dont la taille est supérieure à 20 000 habitants.

Nous constatons alors que plus la ville d'origine est peuplée, plus l'alternative EF a des chances d'être choisie. La seule exception se rapporte aux villes et villages de moins de 5000 habitants, pour lesquels le coefficient est moins faible que pour les villes dont la population varie de 5000 à 20 000 âmes; peut-être est-ce dû au fait que quelques personnes très aisées habitent des maisons de campagne.

Influence de la situation familiale

Nous nous sommes aussi intéressés à la situation familiale, représentée par quatre variables binaires. Si celles-ci apportaient quelque chose lorsqu'elles étaient insérées dans le modèle constitué de seulement ΔC et ΔT , il n'en alla plus de même lorsque nous les avons incluses dans le modèle global. Le test du χ^2 montre en effet que ce dernier n'est pas significativement meilleur que celui qui ne tient pas compte de ces quatre variables. C'est tout à fait normal, dans la mesure où elles sont toutes non significatives. Par conséquent, nous n'en avons plus tenu compte par la suite.

6.4 Elaboration d'un modèle avec interactions entre le coût et/ou le temps et les variables socio-économiques

6.4.1 Méthode utilisée dans ce contexte

En partant de ce modèle de référence MR1, nous avons d'abord fait interagir $\beta_{\Delta C}$ puis $\beta_{\Delta T}$, qui sont directement liées aux alternatives, avec les diverses variables socio-économiques discrètes ou discrétisées, comme expliqué ci-après, mais chaque fois séparément, sans quoi le nombre total de valeurs possibles de $\beta_{\Delta C}$ et $\beta_{\Delta T}$ aurait très fortement augmenté. Effectivement, il aurait résulté d'une multiplication des nombres de chaque type de variables socio-économiques choisies. Nous avons ensuite observé celles qui donnaient les meilleurs résultats et analysé si deux types de variables socio-économiques utilisées ensemble pour interagir avec le coût ou le temps pouvaient améliorer significativement le modèle tout en évitant de l'*overfitting*, vu le nombre plus élevé de paramètres dans un tel contexte.

Pour bien appréhender le concept d'interaction entre variables, voici présentée la modélisation mathématique d'une interaction entre le coût et $Empl_Pay$:

$$\begin{aligned}
V_{CS} &= 0 \\
V_{EF} &= ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
&\quad \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
&\quad \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
&\quad \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
&\quad \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
&\quad \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
&\quad \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCEmpl_PayYes} && \text{si } Empl_Pay = 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCEmpl_PayNo} && \text{si } Empl_Pay = 0
\end{aligned}$$

si l'on réalise une interaction entre le coût et les six catégories d'âges de base, l'équation de V_{EF} s'écrit toujours de la même façon, mais β'_{DeltaC} est défini autrement :

$$\begin{aligned}
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAgeLess25} && \text{si } AgeLess25 = 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAge26_35} && \text{si } Age26_35 = 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAge36_45} && \text{si } Age36_45 = 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAge46_55} && \text{si } Age46_55 = 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAge56_65} && \text{si } Age56_65 = 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAgeMore66} && \text{si } AgeMore66 = 1
\end{aligned}$$

Notons qu'en pratique, la condition $AgeLess25 = 1$, correspondant en fait à la catégorie originellement définie par défaut, est vérifiée si $Age26_35 = 0$, $Age36_45 = 0$, $Age46_55 = 0$, $Age56_65 = 0$ et $AgeMore66 = 0$.

Par ailleurs, il est possible, en fonction des résultats obtenus, de regrouper des classes voisines, en analogie avec ce qui fut fait pour trouver le modèle de référence sans interaction.

Les variables socio-économiques discrètes ou discrétisées utilisées sont les suivantes :

- La variable binaire $Empl_Pay$ permet de distinguer $\beta_{DeltaCEmpl_PayYes}$ et $\beta_{DeltaCEmpl_PayNo}$ ainsi que $\beta_{DeltaTEmpl_PayYes}$ et $\beta_{DeltaTEmpl_PayNo}$. Dorénavant, les catégories au sein de β_{DeltaT} ne seront plus présentées, il est possible de les déterminer en analogie avec celles relatives à β_{DeltaC} .

- La variable propre au salaire, censée être continue, est en réalité discrétisée en une dizaine de catégories. Cependant, nous avons déjà regroupé certaines d’entre elles, afin d’éviter d’en définir avec trop peu de données. Donc, il est possible de distinguer $\beta_{DeltaCInc42882}$, $\beta_{DeltaCInc100412}$, $\beta_{DeltaCInc157942}$, $\beta_{DeltaCInc208237}$, $\beta_{DeltaCInc245626}$, $\beta_{DeltaCInc250_400}$, $\beta_{DeltaCIncMore400}$. Nous avons aussi testé la distinction entre $\beta_{DeltaCLowInc}$ qui n’est autre que $\beta_{DeltaCInc42882}$, $\beta_{DeltaCHighInc}$ qui n’est autre que $\beta_{DeltaCInc469959}$ et $\beta_{DeltaCMedInc}$ qui couvre une très large plage de salaires.
- Les catégories de distances sont originellement au nombre de quatre et permettent de distinguer $\beta_{DeltaCDistLess19}$, $\beta_{DeltaCDist20_49}$, $\beta_{DeltaCDist50_99}$ et $\beta_{DeltaCDistMore100}$.
- Les buts du trajet permettent de distinguer $\beta_{DeltaCLeisure}$, $\beta_{DeltaCMaintenance}$, $\beta_{DeltaCCommuter}$ et $\beta_{DeltaCEducation}$.
- Les six catégories d’âges, éventuellement regroupées, permettent également de définir des interactions avec le coût et le temps.
- La variable binaire *Female* permet de distinguer $\beta_{DeltaCMale}$ et $\beta_{DeltaCFemale}$.
- La variable binaire *Internet* peut aussi être utilisée de manière analogue via $\beta_{DeltaCInternetYes}$ et $\beta_{DeltaCInternetNo}$.
- Il en va de même avec *Houseowner* permettant de séparer $\beta_{DeltaCHouseownerYes}$ de $\beta_{DeltaCHouseownerNo}$.
- La situation familiale permet de séparer $\beta_{DeltaCCoupNo}$, $\beta_{DeltaCCoupCh}$, $\beta_{DeltaCSingNo}$, $\beta_{DeltaCSingCh}$ et $\beta_{DeltaCOther}$.
- La ville d’origine permet de distinguer $\beta_{DeltaCArLess5}$, $\beta_{DeltaCAr5_20}$, $\beta_{DeltaCAr20_50}$, $\beta_{DeltaCAr50_100}$, $\beta_{DeltaCArMore100}$ et $\beta_{DeltaCCopenhagen}$.

Pour comprendre comment nous avons trouvé le modèle de référence après y avoir inclus des interactions, il faut décrire les étapes intermédiaires. Nous avons d’abord fait interagir β_{DeltaC} et β_{DeltaT} avec chaque fois un seul type de variable socio-économique, puis en avons regroupé deux simultanément pour chaque attribut, avant de les combiner. Afin de ne pas alourdir inutilement le rapport ne sont présentées ci-après que les interactions les plus efficaces. Pour ce faire, nous avons réalisé de petits tableaux de synthèse reprenant quelques caractéristiques des modèles ainsi que les valeurs des variables liées à l’interaction, suivis d’une brève analyse des résultats observés. Les modèles réalisés sont tous disponibles de manière détaillée en annexe 8.4 et commentés, y compris ceux qui ne sont pas présentés dans le corps du rapport, parce que le résultat n’est pas probant.

Avant de présenter ces résultats, il faut souligner que la plupart des autres paramètres n'ont guère évolué par rapport aux valeurs dans le modèle de référence sans interaction (MR1) et sont restés significatifs. Comme exceptions, nous trouvons β_{GLs} qui ne l'était pas auparavant mais est maintenu dans le modèle pour les raisons expliquées précédemment (voir 6.2) et surtout des paramètres analogues aux variables entrant en ligne de compte dans l'interaction qui deviennent généralement plus faibles en valeur absolue, une partie de leur influence étant affectée dans l'interaction avec le coût ou le temps. Par exemple, si l'on cherche l'interaction entre le coût et l'éventuelle prise en charge des frais de déplacement par l'employeur, la valeur absolue de β_{Empl_Pay} va être inférieure à celle du modèle sans interaction liée à $Empl_Pay$. Lorsque ce phénomène se produit de manière telle qu'un coefficient ne devient plus significativement différent de 0, cette information est mentionnée dans l'analyse du modèle, mais la variable n'en est pas encore exclue dans un premier temps. Ce ne sera le cas que lorsque seront combinées les interactions relatives à la fois à β_{DeltaC} et β_{DeltaT} (voir 6.4.4).

6.4.2 Interactions avec le coût

Voici classées par ordre décroissant les meilleures interactions du coût avec un type de variable socio-économique, suivies des modèles testés avec deux types de variables socio-économiques simultanément.

Variable concernée	Nombre de paramètres	$\mathcal{L}(\beta)$	Valeurs des paramètres
Distance (4)	27	-9213.99	$\beta_{DeltaCDistLess19}$ -0.20431
			$\beta_{DeltaCDist20_49}$ -0.10840
			$\beta_{DeltaCDist50_99}$ -0.05681
			$\beta_{DeltaCDistMore100}$ -0.04746
Income (7)	30	-9310.77	$\beta_{DeltaCInc42882}$ -0.08084
			$\beta_{DeltaCInc100412}$ -0.07724
			$\beta_{DeltaCInc157942}$ -0.07973
			$\beta_{DeltaCInc208237}$ -0.06516
			$\beta_{DeltaCInc245626}$ -0.06142
			$\beta_{DeltaCInc250_400}$ -0.04623
			$\beta_{DeltaCIncMore400}$ -0.06424
Income (2)	25	-9321.66	$\beta_{DeltaCIncLess200}$ -0.07800
			$\beta_{DeltaCIncMore200}$ -0.05795

Variable(s) concernée(s)	Nombre de paramètres	$\mathcal{L}(\beta)$	Valeurs des paramètres	
Taille ville d'origine (6)	29	-9319.09	$\beta_{DeltaCArLess5}$	-0.06638
			$\beta_{DeltaCAr5_20}$	-0.08314
			$\beta_{DeltaCAr20_50}$	-0.05302
			$\beta_{DeltaCAr50_100}$	-0.05398
			$\beta_{DeltaCArMore100}$	-0.08929
			$\beta_{DeltaCCopenhague}$	-0.06084
Internet	25	-9319.97	$\beta_{DeltaCInternetYes}$	-0.06059
			$\beta_{DeltaCInternetNo}$	-0.09767
Empl_Pay	25	-9328.42	$\beta_{DeltaCEmpl_PayYes}$	-0.04471
			$\beta_{DeltaCEmpl_PayNo}$	-0.06805
Distance (4) et Internet	31	-9204.9	$\beta_{DeltaCDistLess19IntYes}$	-0.21712
			$\beta_{DeltaCDistLess19IntNo}$	-0.19232
			$\beta_{DeltaCDist20_49InttYes}$	-0.11022
			$\beta_{DeltaCDist20_49IntNo}$	-0.10540
			$\beta_{DeltaCDist50_99IntYes}$	-0.05443
			$\beta_{DeltaCDist50_99IntNo}$	-0.11706
			$\beta_{DeltaCDistMore100IntYes}$	-0.04802
			$\beta_{DeltaCDistMore100IntNo}$	-0.04574
Distance (4) et Empl_Pay	31	-9204.22	$\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$	-0.04416
			$\beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$	-0.21283
			$\beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$	-0.07338
			$\beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$	-0.11158
			$\beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$	-0.03705
			$\beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$	-0.05900
			$\beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$	-0.03747
			$\beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$	-0.04947

En analysant les divers modèles, nous avons remarqué que les variables permettant de réaliser les meilleures interactions avec le coût sont, dans l'ordre, la distance parcourue, les revenus (mais si ils sont séparés en pas moins de sept catégories, auquel cas on peut craindre de l'*overfitting*), la taille de la ville d'origine, *Internet* et *Empl_Pay*.

Voici une analyse relative à ces modèles.

Interaction entre le coût et la distance

Nous constatons que définir des interactions entre le coût et la distance améliore nettement la qualité du modèle, puisque la valeur absolue de $\mathcal{L}(\beta)$ est nettement inférieure à 9300. Plus la distance parcourue est importante, plus la valeur absolue du coefficient est petite. Ce n'est pas incohérent : gagner une minute sur un petit trajet peut sembler plus intéressant que sur un long trajet. Les tests de comparaison entre coefficients ont montré qu'il était peut-être possible de regrouper $\beta_{DeltaCDist50_99}$ et $\beta_{DeltaCDistMore100}$; le résultat du *t-test* relatif à la corrélation vaut 2.2, ce qui n'est que légèrement supérieur à 1.96, mais il s'est avéré d'après le test du χ^2 qu'il vaut mieux conserver 4 catégories de distances. Notons aussi que les paramètres directement liés à la distance (β_{Dist20_49} et $\beta_{DistMore50}$) dans ce modèle ne sont plus significativement différents de 0.

Interaction entre le coût et le revenu

La valeur absolue de β_{DeltaC} diminue de manière inversement proportionnelle au salaire. La seule exception réside pour les personnes gagnant plus de 400 000 Couronnes Danoises, mais elle peut s'expliquer par le faible nombre de réponses fournies dans cette gamme de salaires. Nous avons ensuite regroupé certains paramètres, en nous basant sur les résultats des tests de corrélation entre variables, afin de n'avoir plus que deux catégories de salaires au lieu de sept.

D'après le test du χ^2 , il faut choisir le modèle avec sept catégories de revenus. Cela dit, certaines valeurs de ce modèle n'ont que peu de sens et ne se justifient que par de l'*overfitting*.

Interaction entre le coût et *Empl_Pay*

La valeur absolue de β_{DeltaC} est plus faible lorsque l'employeur prend en charge le coût du trajet. C'est logique, car dans ce cas, l'automobiliste ne paie pas le trajet.

Interaction entre le coût et *Internet*

Les personnes ayant répondu à l'enquête via l'Internet accordent moins d'importance au coût que celles ayant été interrogées directement à leur domicile ou à l'école. Cela confirme peut-être que les personnes utilisant *Internet* sont plus riches que les autres.

Notons enfin que $\beta_{Internet}$ n'est pas significatif dans le modèle.

Interaction entre le coût et la taille de la ville d'origine

Les valeurs de β_{DeltaC} sont assez variables et ne suivent pas une réelle logique. Peut-être est-ce dû à de l'*overfitting*.

Interaction entre le coût et diverses variables regroupées

A priori, il semblerait logique de regrouper les revenus et les distances. Mais si les revenus ne sont séparés qu'en 2 catégories, ceci donnant des résultats plus logiques que si l'on en dénombrait 7 à cause d'un phénomène d'*overfitting*, ils sont moins bons qu'*Internet*. S'ils sont séparés en 7 catégories, en les regroupant avec les distances, on n'obtiendrait pas moins de $7 * 4 = 28$ valeurs possibles. Quant à la taille de la ville, elle est également constituée de très nombreuses valeurs possibles pouvant être difficilement regroupées et de plus, joindre la taille de la ville et la distance donnerait $6 * 4 = 24$ valeurs possibles pour β_{DeltaC} , ce qui demeure très important. Par conséquent, nous avons d'abord essayé de définir des β_{DeltaC} dépendant à la fois de la distance parcourue et d'*Internet*, ce qui donne $4 * 2 = 8$ valeurs possibles de β_{DeltaC} .

Dans ce modèle, nous avons constaté que, de manière générale, la valeur absolue de β_{DeltaC} diminue avec la distance, mais l'influence d'*Internet* est difficilement analysable. Ce coefficient est en règle générale légèrement plus élevé en valeur absolue lorsque la personne a répondu via l'Internet, mais cette tendance est très différente pour les distances de 50 à 99 km. Peut-être ceci en incombe-t-il à un trop faible nombre d'observations ? Quoi qu'il en soit, nous avons alors décidé d'observer également l'impact de *Empl_Pay* sur une interaction conjointe du coût et de la distance.

Dans ce modèle, la valeur absolue de β_{DeltaC} diminue également avec la distance. Pour les petits trajets, l'influence d'*Empl_Pay* est très marquée, β_{DeltaC} étant beaucoup plus grand en valeur absolue lorsque l'employeur ne paie pas le trajet. Mais pour les longs trajets, cette influence diminue sensiblement. β_{DeltaC} reste certes moindre en valeur absolue lorsque l'employeur paie le trajet, mais la différence est beaucoup moins marquée.

De plus, lorsque le trajet est à charge de l'employeur, nous constatons que les coefficients liés au coût ne varient pas beaucoup, alors que quand l'employeur ne paie pas, ils dépendent fortement de la distance parcourue.

Pour un même nombre de paramètres, $\mathcal{L}(\beta)$ est même meilleur que celui du modèle présentant des interactions du coût avec la distance et *Internet*. De plus, le test du χ^2 indique que ce modèle est significativement meilleur que celui ne tenant compte que des interactions entre le coût et les distances ou entre le coût et *Internet* séparément.

6.4.3 Interactions avec le temps

Voici classées par ordre décroissant les meilleures interactions du temps avec un type de variable socio-économique, suivies des modèles testés avec deux types de variables socio-économiques simultanément présentes.

Variable(s) concernée(s)	Nombre de paramètres	$\mathcal{L}(\beta)$	Valeurs des paramètres	
Taille ville d'origine (5)	28	-9319.09	$\beta_{DeltaTArLess5}$	-0.06791
			$\beta_{DeltaTAr5_20}$	-0.04362
			$\beta_{DeltaTAr20_100}$	-0.07963
			$\beta_{DeltaTArMore100}$	-0.05509
			$\beta_{DeltaTCopenhagen}$	-0.08074
Income (4)	27	-9324.4	$\beta_{DeltaTIncLess200}$	-0.06214
			$\beta_{DeltaTInc245626}$	-0.07093
			$\beta_{DeltaTInc250_400}$	-0.08814
			$\beta_{DeltaTIncMore400}$	-0.06029
Empl_Pay	25	-9329.28	$\beta_{DeltaTEmpl_PayYes}$	-0.10227
			$\beta_{DeltaTEmpl_PayNo}$	-0.06479
Taille ville d'origine (5) et Empl_Pay	33	-9306.74	$\beta_{DeltaTArLess5EPYes}$	-0.10706
			$\beta_{DeltaTArLess5EPNo}$	-0.06578
			$\beta_{DeltaTAr5_20EPYes}$	-0.08200
			$\beta_{DeltaTAr5_20EPNo}$	-0.04063
			$\beta_{DeltaTAr20_100EPYes}$	-0.11027
			$\beta_{DeltaTAr20_100EPNo}$	-0.07769
			$\beta_{DeltaTArMore100EPYes}$	-0.09624
			$\beta_{DeltaTArMore100EPNo}$	-0.05237
			$\beta_{DeltaTCopenhagenEPYes}$	-0.14281
			$\beta_{DeltaTCopenhagenEPNo}$	-0.07924
Income (4) et Empl_Pay	31	-9314.81	$\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$	-0.09317
			$\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$	-0.06076
			$\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$	-0.10848
			$\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$	-0.06763
			$\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$	-0.11600
			$\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$	-0.08651
			$\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$	-0.13477
			$\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$	-0.05093

De manière générale, les interactions entre des variables socio-économiques et le coût semblent apporter de meilleures améliorations que celles avec le temps. Quoi qu'il en soit, en analysant les divers modèles, nous avons remarqué que la variable permettant de réaliser la meilleure interaction de β_{DeltaT} est la taille de la ville d'origine, mais qui est aussi très difficilement interprétable, et donc il faut se méfier de l'*overfitting*. Les revenus (partiellement regroupés) ainsi que la variable *Empl_Pay* semblent aussi assez explicatifs lorsqu'ils sont utilisés pour interagir avec le temps.

Voici une analyse relative à ces modèles.

Interaction entre le temps et le revenu

La valeur absolue de β_{DeltaT} augmente avec le salaire. Il semble logique que cette tendance soit opposée à celle relative à β_{DeltaC} . En outre, les personnes aisées occupent souvent des fonctions importantes et accordent d'autant plus d'importance au temps, comme l'illustre l'image du *businessman pressé* déjà utilisée précédemment (voir 6.3.2). La seule exception réside à nouveau pour les personnes gagnant plus de 400 000 Couronnes Danoises, mais peut s'expliquer par le faible nombre de réponses fournies dans cette gamme de salaires. Nous avons regroupé certains paramètres, en nous basant sur les résultats des tests de corrélation entre variables, afin de ne plus disposer que de quatre classes.

Le test du χ^2 ne permet pas de trancher entre le modèle à 7 catégories de salaires et celui en comptant 4, la *p-value* étant dans les deux cas de 0.05. Nous avons opté pour ce dernier, car lorsqu'une interaction est réalisée sur plusieurs paramètres simultanément, le nombre de variables est multiplié. Notons que les tests de corrélation indiquent que $\beta_{DeltaTIncMore400}$ ne peut être regroupé avec les catégories inférieures, mais il n'est pas impossible que cette valeur étrangement faible soit due à de l'*overfitting*.

Interaction entre le temps et *Empl_Pay*

La valeur absolue de β_{DeltaT} est plus élevée lorsque l'employeur prend en charge le coût du trajet. Dans un tel contexte, l'automobiliste ne paie pas le trajet, le coût lui importe donc peu, comme cela a déjà été mis en évidence auparavant (voir 6.3.2 et 6.4.2) et par conséquent, le paramètre temporel va jouer un rôle important dans la décision.

Interaction entre le temps et la taille de la ville d'origine

Les valeurs de β_{DeltaT} sont assez variables et ne suivent pas une réelle logique, un peu à l'instar de β_{DeltaC} lorsqu'il dépend aussi de la taille de la ville d'origine. Peut-être est-ce dû à de l'*overfitting*. Quoi qu'il en soit, nous avons regroupé $\beta_{DeltaTAr20_50}$ et $\beta_{DeltaTAr50_100}$. Dans ce modèle β_{Ar5_20} n'est plus significatif.

Interaction entre le temps et diverses variables regroupées

Interagir entre le temps et simultanément le revenu et la taille de la ville d'origine présente peu d'intérêt, car il y aurait $4 * 5 = 20$ variables. Nous avons donc commencé par réaliser une interaction entre le temps et la taille de la ville d'origine combinée avec *Empl_Pay* afin d'observer si un tel modèle serait utile et interprétable.

La variable β_{Ar5_20} n'est pas significative dans ce modèle, c'est assez logique, puisqu'elle ne l'était déjà plus dans le précédent. S'il est clair que β_{DeltaT} est plus élevé lorsque l'employeur prend en charge le coût du trajet, l'influence de la taille de la ville d'origine reste très difficile à expliquer et cette complexité est sans doute due à de l'*overfitting*. Par conséquent, nous avons testé l'influence conjointe du salaire et de *Empl_Pay*.

La valeur absolue de β_{DeltaT} augmente alors avec le revenu et, pour une même valeur de ce dernier, est naturellement plus élevée lorsque l'employeur paie le trajet.

Même si l'employeur paie le trajet, on constate que les gens gagnant beaucoup d'argent accordent plus d'importance au temps que ceux ayant des salaires moindres. Cela s'explique par le fait qu'ils ont peut-être un emploi passionnant, mais les obligeant à travailler beaucoup et donc à accorder une grande importance au temps.

Ce modèle semble moins bon que le précédent si l'on regarde seulement $\mathcal{L}(\beta)$ ou le ρ^2 ajusté (0.13308 contre 0.13365, voir annexes 8.4.33 et 8.4.34), mais, à l'inverse du précédent, les résultats sont aisément interprétables. Par conséquent, nous avons choisi de privilégier ce modèle pour définir les interactions avec le temps.

6.4.4 Modèle de référence obtenu après interactions simultanées du temps et du coût avec des variables socio-économiques

Le modèle de référence à ce stade de notre travail (MR2) est le suivant :

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$	si $DistLess19 = 1$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$	si $DistLess19 = 1$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$	si $Dist20_49 = 1$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$	si $Dist20_49 = 1$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$	si $Dist50_99 = 1$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$	si $Dist50_99 = 1$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$	si $DistMore100 = 1$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$	si $DistMore100 = 1$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$	si $Inc < 200000$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$	si $Inc < 200000$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPYes}$	si $Inc = 245626$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPNo}$	si $Inc = 245626$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$	si $Inc > 250000$ et $Inc < 400000$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$	si $Inc > 250000$ et $Inc < 400000$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$	si $Inc > 400000$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$	si $Inc > 400000$ et $Empl_Pay = 0$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-3.89350	0.51964	-7.49272
2	$\beta_{\Delta CDistLess19EPYes}$	-0.04132	0.04329	-0.95445
3	$\beta_{\Delta CDistLess19EPNo}$	-0.22814	0.01479	-15.42255
4	$\beta_{\Delta CDist20_49EPYes}$	-0.07607	0.01606	-4.73742
5	$\beta_{\Delta CDist20_49EPNo}$	-0.10737	0.00599	-17.93618
6	$\beta_{\Delta CDist50_99EPYes}$	-0.04984	0.01410	-3.53566
7	$\beta_{\Delta CDist50_99EPNo}$	-0.05828	0.00452	-12.87931
8	$\beta_{\Delta CDistMore100EPYes}$	-0.05652	0.00986	-5.73012
9	$\beta_{\Delta CDistMore100EPNo}$	-0.04891	0.00395	-12.38770
10	$\beta_{\Delta TIncLess200EPYes}$	-0.09703	0.01372	-7.07268
11	$\beta_{\Delta TIncLess200EPNo}$	-0.05712	0.00436	-13.08768
12	$\beta_{\Delta TInc245626EPYes}$	-0.11158	0.01783	-6.25625
13	$\beta_{\Delta TInc245626EPNo}$	-0.05977	0.00655	-9.13004
14	$\beta_{\Delta TInc250_400EPYes}$	-0.11926	0.01886	-6.32488
15	$\beta_{\Delta TInc250_400EPNo}$	-0.07597	0.00675	-11.25496
16	$\beta_{\Delta TIncMore400EPYes}$	-0.13322	0.03069	-4.34048
17	$\beta_{\Delta TIncMore400EPNo}$	-0.03990	0.01144	-3.48757
18	β_{Log_Income}	0.31413	0.04329	7.25672
19	β_{GL}	-0.35911	0.05495	-6.53482
20	β_{LL}	0.29168	0.05325	5.47696
21	β_{LG}	0.54475	0.05383	10.11944
22	β_{GGs}	0.16782	0.10179	1.64869
23	β_{GLs}	-0.17384	0.11506	-1.51094
24	β_{LLs}	0.24188	0.10573	2.28764
25	β_{LGs}	0.60351	0.10117	5.96553
26	$\beta_{CommEduc}$	0.11627	0.04194	2.77203
27	β_{Age46_55}	-0.26821	0.04877	-5.49959
28	$\beta_{AgeMore56}$	-0.66564	0.04182	-15.91745
29	β_{Female}	-0.17071	0.03741	-4.56321
30	$\beta_{Internet}$	0.17466	0.04378	3.98987
31	$\beta_{Houseowner}$	0.19613	0.04609	4.25515
32	$\beta_{PercCong}$	0.53984	0.13532	3.98936
33	$\beta_{ArLess5}$	-0.32949	0.05398	-6.10360
34	β_{Ar5_20}	-0.43536	0.05856	-7.43490
35	$\beta_{ArMore20}$	-0.31428	0.05216	-6.02542

ρ^2	0.14714	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.14390	$\mathcal{L}(\beta)$	-9194.23

6.4.5 Description de notre démarche et analyse de ce modèle

Après avoir étudié les interactions avec le coût puis avec le temps séparément, nous avons fait interagir dans un même modèle le coût avec la distance parcourue et *Empl_Pay* ainsi que le temps avec le revenu et aussi *Empl_Pay*. Nous avons alors obtenu un modèle à 38 paramètres.

Celui-ci est significativement meilleur que ceux dans lesquels le coût et le temps interagissent distinctement avec ces mêmes variables socio-économiques. De plus, les ordres de grandeur de la plupart des variables n'ont pas changé, que ce soit par rapport à ces modèles ou même à MR1. Cela prouve bien la robustesse de ce modèle.

Les paramètres $\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$ et β_{GLs} ne sont pas significatifs, mais ne peuvent être supprimés, sans quoi cela reviendrait à assimiler le contexte de choix *GLs* à *GG* et à considérer que les gens parcourant des petits trajets payés par l'employeur n'accordent pas la moindre importance au coût du trajet. En revanche, les paramètres β_{Empl_Pay} , β_{Dist20_49} et $\beta_{DistMore50}$ également impliqués dans les interactions, ne sont pas significatifs non plus et rien ne nous interdisait de les supprimer, ce que nous avons fait. Le test du χ^2 abonde dans ce sens. Nous avons alors obtenu le modèle de référence MR2.

Dans celui-ci, β_{GGs} n'est plus significatif (mais de très peu), alors qu'il l'était auparavant ; en effet, la *robust t statistic* était légèrement supérieure à 1.96 dans le modèle sans interaction (voir 6.3.1) et dans les modèles avec de l'interaction sur le coût ou le temps séparément (voir annexes 8.4.17 et 8.4.34) ; de toute manière, cette variable ne peut être supprimée, pour des raisons analogues à β_{GLs} .

Ce modèle est en tout cas le meilleur obtenu à ce stade de notre travail.

6.5 Elaboration d'un modèle après application de la technique du *Panel Data*

6.5.1 Modèle de référence obtenu après utilisation du *Panel Data*

Le modèle de référence à ce stade de notre travail (MR3) est le suivant :

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20 + \sigma Panel$$

$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$	si $DistLess19 = 1$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$	si $DistLess19 = 1$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$	si $Dist20_49 = 1$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$	si $Dist20_49 = 1$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$	si $Dist50_99 = 1$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$	si $Dist50_99 = 1$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$	si $DistMore100 = 1$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$	si $DistMore100 = 1$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$	si $Inc < 200000$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$	si $Inc < 200000$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPYes}$	si $Inc = 245626$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPNo}$	si $Inc = 245626$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$	si $Inc > 250000$ et $Inc < 400000$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$	si $Inc > 250000$ et $Inc < 400000$ et $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$	si $Inc > 400000$ et $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$	si $Inc > 400000$ et $Empl_Pay = 0$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-5.68695	1.10314	-5.15523
2	<i>σPanel</i>	-1.47974	0.04719	-31.35882
3	$\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$	-0.07361	0.06046	-1.21743
4	$\beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$	-0.30990	0.02586	-11.98297
5	$\beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$	-0.11427	0.02104	-5.43117
6	$\beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$	-0.15582	0.00978	-15.93898
7	$\beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$	-0.08278	0.02302	-3.59556
8	$\beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$	-0.07970	0.00664	-11.99867
9	$\beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$	-0.07028	0.01293	-5.43566
10	$\beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$	-0.06216	0.00560	-11.10102
11	$\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$	-0.12201	0.02131	-5.72636
12	$\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$	-0.07489	0.00694	-10.78489
13	$\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$	-0.14240	0.03474	-4.09949
14	$\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$	-0.07418	0.01218	-6.09280
15	$\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$	-0.13197	0.02916	-4.52528
16	$\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$	-0.09382	0.01141	-8.22492
17	$\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$	-0.17343	0.04250	-4.08062
18	$\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$	-0.04991	0.02275	-2.19348
19	β_{Log_Income}	0.46565	0.09260	5.02879
20	β_{GL}	-0.49478	0.05820	-8.50164
21	β_{LL}	0.38169	0.06431	5.93498
22	β_{LG}	0.73212	0.06766	10.81990
23	β_{GGs}	0.14769	0.16387	0.90127
24	β_{GLs}	-0.31570	0.18545	-1.70234
25	β_{LLs}	0.22388	0.17377	1.28843
26	β_{LGs}	0.74745	0.16675	4.48247
27	$\beta_{CommEduc}$	0.19710	0.09475	2.08012
28	β_{Age46_55}	-0.36097	0.11169	-3.23187
29	$\beta_{AgeMore56}$	-0.89898	0.09455	-9.50751
30	β_{Female}	-0.24804	0.08517	-2.91236
31	$\beta_{Internet}$	0.22666	0.09567	2.36921
32	$\beta_{Houseowner}$	0.30029	0.10906	2.75328
33	$\beta_{PercCong}$	0.77483	0.32860	2.35793
34	$\beta_{ArLess5}$	-0.48570	0.12417	-3.91156
35	β_{Ar5_20}	-0.61008	0.13340	-4.57338
36	$\beta_{ArMore20}$	-0.43936	0.11757	-3.73716

ρ^2	0.22886	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.22552	$\mathcal{L}(\beta)$	-8313.34

6.5.2 Description de notre démarche et analyse de ce modèle

L'application de la technique du *Panel Data* expliquée dans la partie théorique du rapport (voir 2.6.2) a permis d'améliorer très nettement la qualité du modèle. Même si aucun test du χ^2 ne peut être réalisé, car cette technique ne peut être utilisée que pour comparer des modèles semblables, on remarque que ρ^2 ajusté est passé de 0.14390 à 0.22552.

Le paramètre σ_{Panel} est extrêmement significatif dans ce modèle, mais il augmente aussi l'impact des autres paramètres du modèle. Effectivement, tous sont environ 1.3 fois plus grands en valeur absolue que dans le modèle précédent. Mais à part ce fait, les ordres de grandeurs n'ont en rien changé. Ce n'est donc pas surprenant de constater une telle amélioration de la qualité du modèle et le fait que les ordres de grandeur n'aient pas changé est une nouvelle preuve de la robustesse du modèle.

Notons que le signe de σ_{Panel} n'est pas interprétable, mais ce n'est pas un problème, car cette variable dépend de la partie aléatoire de l'utilité.

Chapitre 7

Modèle avec *Logv* et la technique de MM. Bierlaire et Fosgerau

7.1 Principe et équations du modèle

7.1.1 Contexte de réalisation de ce modèle

Une fois le modèle avec *Panel Data* finalisé, nous avons voulu juger de la qualité de notre modèle. Il ne fait aucun doute qu'il est très robuste et cela atteste de sa qualité. Mais force est de constater que le ρ^2 ajusté vaut 0.22552, ce qui demeure assez faible, en comparaison avec ceux observés dans d'autres études de cas que nous avons très brièvement analysées pour nous familiariser avec *Biogeme*. [BEN-AKIVA et al., 2005]

En effet, dans le modèle très simple avec seulement trois paramètres que sont la constante, *Delta C* et *Delta T*, nous avons trouvé une valeur de 0.06837 (voir 6.1). A titre de comparaison, deux autres modélisations binaires à trois paramètres également ont donné de meilleurs résultats : l'une d'elles était liée au choix d'une énergie de chauffage au Québec et a permis d'obtenir un ρ^2 ajusté de 0.883 et l'autre liée au choix d'un moyen de transport aux Pays-Bas a donné un résultat de 0.221, ce qui reste meilleur que dans notre cas. [BEN-AKIVA et al., 2005]

Mais des recherches récentes menées par Michel Bierlaire et Morgens Fosgerau ont permis de mettre en évidence des nouvelles techniques plus complexes de modélisation dans le domaine des choix discrets et adaptables à notre cas. [BIERLAIRE and FOSGERAU, 2005] [FOSGERAU, 2005]

C'est pourquoi nous avons simulé cet autre modèle nécessitant notamment l'insertion de *Logv* et utilisant la technique du *Panel Data*, non pour illustrer le cours de M. Bierlaire à cause de sa complexité, mais bien pour juger aussi objectivement que possible de la qualité des modèles que nous avons élaborés et les comparer à celui-ci.

7.1.2 Equations du modèle de MM. Bierlaire et Fosgerau

Voici les équations mises en œuvre dans ce contexte.

$$y_{nt} = 1(\beta_n < \log v + \eta_{nt})$$

$$V_{CS\ nt} = \lambda \text{Log}v + \epsilon_{1nt}$$

$$V_{EF\ nt} = \lambda \beta_n + \epsilon_{2nt}$$

Dans ces équations, y_{nt} a trait à la t^e question posée à l'individu n . Rappelons que la technique du *Panel Data* est appliquée et que chaque personne interrogée a répondu à environ 8 questions.

Le paramètre β_n est interprété comme le logarithme de la valeur du temps du trajet pour la personne n . Il est distribué dans la population suivant une normale, dont la moyenne et l'écart-type doivent être estimés.

Dans cette équation, λ est appelé paramètre d'échelle; il faut noter que dans ce cas, le terme lié au *Logv* est défini dans l'alternative *CS* au lieu de *EF*.

7.2 Résultats obtenus et analyse de ceux-ci

7.2.1 Résultats

Voici les résultats obtenus.

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	λ	1.05825	0.03065	2.16804
2	β	-1.23534	0.04819	-25.63728
3	σ	1.71844	0.04836	35.53375

ρ^2	0.20889	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.20864	$\mathcal{L}(\beta)$	-9278.12

Notons que dans ce contexte, le *t-test* relatif à λ se fait par rapport à une valeur de référence égale à 1 et non 0. La valeur est à peine supérieure à 1.96, car λ n'est pas beaucoup plus grand que 1.

7.2.2 Interprétation des résultats et comparaison avec ceux obtenus précédemment

Plus *Logv* est important, plus l'écart en coût est grand par rapport à celui en temps. On peut supposer qu'un *Logv* élevé va inciter les gens à choisir l'alternative la moins chère. En effet, les gens choisissant l'alternative *CS* avec un *Logv* élevé paieraient beaucoup moins cher et leur trajet ne durerait pas beaucoup plus longtemps. Il est donc logique que λ soit positif et il est d'ailleurs assez proche de 1 dans ce contexte.

Le paramètre estimé β désigne la moyenne des β_n et σ la variance de cette distribution normale. Tous deux ont une *robust t statistic* élevée. Cela prouve qu'ils améliorent clairement la qualité du modèle.

Si nous analysons le ρ^2 ajusté, nous constatons qu'il est beaucoup plus élevé que celui du modèle ne prenant en compte que *Delta C* et *Delta T*, puisqu'il ne valait que 0.06837 (voir 6.1).

Si nous comparons ce modèle au modèle MR3 obtenu avec 36 paramètres et également un *Panel Data*, nous constatons que les deux ρ^2 ajustés sont très proches (0.20864 dans ce cas-ci contre 0.22552 pour MR3, voir 6.5.1). Mais ce modèle ne contient aucun paramètre lié au contexte de choix ni de variables socio-économiques et bien sûr aucune interaction entre ces variables.

Cela prouve la qualité de ce modèle élaboré par MM. Bierlaire et Fosgerau, puisque nous pouvons supposer que l'ajout d'autres variables pourrait le rendre d'autant plus explicatif.

Cela dit, vu la présence du *Panel Data*, il nous a fallu 3 heures pour simuler le modèle ; il en faudrait encore bien davantage avec d'autres paramètres. De plus, l'ajout d'autres variables dans le modèle doit se faire à bon escient et l'encodage du *.mod* dans un tel contexte n'est pas des plus évident.

7.3 Perspectives

Ces modèles sont très récents, la recherche dans ce domaine ayant débuté depuis à peine un an. Les opportunités de nouvelles découvertes sont bien réelles. Si cette approche améliore de manière conséquente la qualité des modèles, elle n'en demeure pas moins beaucoup plus complexe à mettre en œuvre. Elle nécessite également des ressources plus importantes en temps et en capacité de calculs.

Néanmoins, la même méthodologie que la nôtre, à savoir l'incorporation étape par étape de nouveaux paramètres, pourrait peut-être servir de fil conducteur à l'élaboration de modèles en utilisant la technique élaborée par MM. Bierlaire et Fosgerau.

Quatrième partie

Conclusion

Au cours de notre travail de fin d'études, nous avons tout d'abord dû nous imprégner du concept de modélisation de choix discrets en lisant de nombreux articles et livres traitant de ce sujet afin de bien appréhender ce vaste domaine. Ensuite, nous avons dû nous familiariser avec le logiciel *Biogeme*, et avons réellement entamé notre travail d'investigation sur la perception du temps par les automobilistes danois. Une grande interaction avec Messieurs Bierlaire et Thémans s'est révélée indispensable pour bien cerner problème posé.

Finalement, nous sommes arrivés à ce que nous pensons être le meilleur modèle possible en définissant comme variables originelles les écarts en coût et en temps entre les alternatives, et ce après avoir franchi diverses étapes intermédiaires que nous avons décrites afin que M. Bierlaire puisse illustrer au mieux son cours.

A partir du modèle de départ, nous avons d'abord ajouté des attributs relatifs au contexte de choix. Ensuite, nous avons inséré des caractéristiques du trajet telles que la distance et des données socio-économiques relatives aux personnes interrogées telles que leur âge ou leur salaire. Ultérieurement, nous avons réalisé des interactions entre le coût et les variables socio-économiques ainsi qu'entre ces dernières et le temps. Enfin, nous avons appliqué la technique du *Panel Data* permettant d'améliorer la qualité du modèle en posant qu'une même personne ne répond pas de manière indépendante aux diverses questions qui lui sont posées. A chaque étape, nous avons dû faire preuve d'esprit critique afin d'interpréter au mieux les résultats.

Une fois cette étude réalisée, nous avons analysé un modèle plus complexe élaboré par MM. Bierlaire et Fosgerau mettant notamment en jeu le logarithme du rapport entre l'écart en coût et celui en temps et utilisant la technique du *Panel Data* et avons constaté que celui-ci se révèle de grande qualité, mais reste difficile à mettre en œuvre et semble compliqué pour être incorporé dans un cours de base sur les modèles de choix discrets.

Des caractéristiques de notre modèle final, nous retiendrons qu'il est parfaitement adapté pour le contexte dans lequel il sera utilisé, puisqu'il prend en compte tous les types de paramètres fondamentaux des modèles de choix discrets et qu'en outre, il est très robuste.

De l'interprétation de celui-ci, nous retiendrons que les paramètres les plus explicatifs sont les écarts en coût et en temps, le salaire et la prise en charge éventuelle du coût du trajet par l'employeur. De plus, il est indéniable que les gens ont tendance à privilégier la situation actuelle par rapport au changement.

De notre travail, nous retiendrons l'intérêt d'apprendre une facette importante des mathématiques appliquées, mais peut-être trop méconnue, le plaisir d'avoir atteint notre objectif concret qui est de permettre à de futurs étudiants de l'apprendre plus facilement et gageons que tant les responsables publics danois que M. Bierlaire et ses élèves sauront faire bon usage de notre travail.

Cinquième partie

Bibliographie

Bibliographie

- [Arte, 2002] Arte (2002). D'une rive à l'autre, pont sur le grand Belt. http://archives.arte-tv.com/fr/archive_200241.html.
- [Bank, 2006] Bank, T. E. C. (2006). Euro foreign exchange reference rates. <http://www.ecb.int/stats/exchange/eurofxref/html/index.en.html>.
- [BEN-AKIVA et al., 2005] BEN-AKIVA, M., ANTONINI, G., GIOIA, C., FREJINGER, E., and THEMANS, M. (2005). Individual choice behavior : Theory and application of discrete choice analysis : Case study workbook. Technical report, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne and Massachusetts Institute of Technology.
- [BEN-AKIVA and LERMAN, 1985] BEN-AKIVA, M. and LERMAN, S. R. (1985). *Discrete Choice Analysis : Theory and Application to Travel Demand*. MIT Press, Cambridge, Ma.
- [BERTHELOT, 2002] BERTHELOT, C. (2002). LaTeX en construction. <http://www-sop.inria.fr/omega/personnel/Christophe.Berthelot/Trucs/latex.html>.
- [BIERLAIRE, 1997] BIERLAIRE, M. (1997). *Discrete Choice Models : Intelligent Transportation Systems Program*. University of California, Berkeley. <http://web.mit.edu/mbi/www/michel.html>.
- [BIERLAIRE, 2005a] BIERLAIRE, M. (2005a). Biogeme : Bierlaire's optimisation toolbox for gev models estimation. <http://roso.epfl.ch/biogeme>.
- [BIERLAIRE, 2005b] BIERLAIRE, M. (2005b). An introduction to biogeme version 1.3. Technical report, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.
- [BIERLAIRE, 2006a] BIERLAIRE, M. (2006a). Mathematical modeling of behavior. http://roso.epfl.ch/cours/M_M_Comp/2005-2006/index.php?content=cours.
- [BIERLAIRE, 2006b] BIERLAIRE, M. (2006b). Test du chi2. <http://roso.epfl.ch/mbi/biogeme/chi2.xls>.
- [BIERLAIRE and FOSGERAU, 2005] BIERLAIRE, M. and FOSGERAU, M. (2005). A practical test for the choice of mixing distribution in discrete choice models. Technical report, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne and Danish Transport Research Institute.
- [CHARPENTIER, 2002] CHARPENTIER, J.-C. (2002). Stage LaTeX : Niveau débutant. http://www.framasoft.net/IMG/pdf/stage_latex.pdf.
- [Copenhagen, 2006] Copenhagen (2006). Copenhagen : résumé de l'audit individuel de la ville. http://ec.europa.eu/comm/regional_policy/urban2/urban/audit/ftp/yearbook/danemark.pdf.

- [DEEMPLE et al., 2000] DEEMPLE, J., GARCIA, R., and M., R. (2000). A monte-carlo method for optimal portfolios. <http://www.cirano.qc.ca/pdf/publication/2000s-05.pdf>.
- [Dicomath, 2005] Dicomath (2005). Méthode de monte-carlo. <http://www.bibmath.net/dico/index.php3action=affichequoi=./m/montecarlo.html>.
- [Encarta, 2006] Encarta (2006). Encyclopédie microsoft encarta en ligne 2006 ; Articles consultés : Danemark - Belgique - Suisse. <http://fr.encarta.msn.com>.
- [FOSGERAU, 2005] FOSGERAU, M. (2005). Investigation the distribution of the value of travel time savings. Technical report, Danish Transport Research Institute.
- [FOSGERAU, 2006] FOSGERAU, M. (2006). Description of the dataset. Technical report, Danish Transport Research Institute.
- [KLUGMAN et al., 2004] KLUGMAN, S., WILLMOT, G., and PANJER, H. (2004). *Loss Models : from data to decision*. Wiley-Interscience.
- [Les Etudiants Du Monde, 2002] Les Etudiants Du Monde, L. (2002). Pays du monde : Produits intérieurs bruts (pib) par habitant. <http://www.studentsoftheworld.info/infopays/rankfr/PIBH2.html>.
- [MERLET et al., 2005] MERLET, P., VINCIGUERRA, M., and GARNIER, Y. (2005). *Le petit Larousse Grand Format 2006*. Paris.
- [Mongabay, 2004] Mongabay (2004). 2005 population estimates for cities in denmark. <http://www.mongabay.com/igapo>.
- [NEILL, 2006] NEILL, J. (2006). Driving in denmark. <http://www.driving-abroad.info/driving-in-denmark>.
- [OETIKER et al., 2001] OETIKER, T., PARTL, H., HYNA, I., and SCHLEGL, E. (2001). Une courte introduction à LaTeX. <http://www.univ-lille1.fr/labo-stat-proba/df/doc/dfshort.pdf>.
- [OETIKER et al., 2005] OETIKER, T., PARTL, H., HYNA, I., and SCHLEGL, E. (2005). The not so short introduction to LaTeX. <http://www.ctan.org/tex-archive/info/lshort/english/lshort.pdf>.
- [TRAIN, 2003] TRAIN, K. (2003). *Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge University Press, University of California, Berkeley.
- [Trustonme, 2006a] Trustonme (2006a). Numérotation des pages, en-têtes et pieds de page. <http://www.trustonme.net/didactels/250.html>.
- [Trustonme, 2006b] Trustonme (2006b). Tables des matières, index et bibliographie en LaTeX. <http://www.trustonme.net/didactels/251.html>.

Sixième partie

Annexes

Chapitre 8

Modèles

Les paramètres non significativement différents de 0 d'après les tests statistiques sont représentés en italique.

8.1 Elaboration d'un premier modèle simple avec *Delta C* et *Delta T*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT$$

Variable	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.65112	0.02538	-25.65693
2	<i>β_{DeltaC}</i>	-0.06441	0.00371	-17.38051
3	<i>β_{DeltaT}</i>	-0.08562	0.00407	-21.04899

ρ^2	0.06862	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.06837	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 923.2

8.2 Elaboration d'un modèle après insertion des attributs relatifs au contexte de choix

8.2.1 Modèle avec $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$ et $GL(s)$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-0.48721	0.03443	-14.15165
2	β_{GL}	-0.32036	0.05003	-6.40306
3	β_{LL}	0.25827	0.04802	5.36534
4	β_{LG}	0.50009	0.04872	10.41396
5	β_{GGs}	-0.03518	0.03992	-0.39922
6	β_{GLs}	-0.62124	0.09640	-6.44453
7	β_{LLs}	-0.21720	0.08915	-2.43646
8	β_{LGs}	0.33452	0.08554	3.91038

ρ^2	0.04643	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.04575	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 131.4

8.2.2 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *LL(s)*, *LG(s)*, *GG(s)* et *GL(s)*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.74187	0.04169	-17.79510
2	β_{DeltaC}	-0.06365	0.00370	-17.21396
3	β_{DeltaT}	-0.08359	0.00406	-20.56579
4	β_{GL}	-0.32086	0.05158	-6.22101
5	β_{LL}	0.26858	0.04936	5.44162
6	β_{LG}	0.50672	0.04947	10.24193
7	β_{GGs}	0.01839	0.08905	0.20649
8	β_{GLs}	-0.46240	0.09653	-4.79024
9	β_{LLs}	-0.07354	0.08933	-0.82321
10	β_{LGs}	0.38886	0.08672	4.48388

ρ^2	0.08410	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.08325	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 741.7

Test du χ^2 entre ce modèle (B) et celui avec seulement *Delta C* et *Delta T* (A) :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_A) - \mathcal{L}(\beta_B)) > \chi_{(10-3)}^2 0.95$$

$$-2(-10923.2 + 10741.7) = 363 > 14.07$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3 Elaboration du modèle tenant compte des paramètres socio-économiques les plus pertinents

8.3.1 Modèle avec *Miss_Income*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Miss_Income} * Miss_Income$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.39160	0.01634	-23.9582
2	β_{Miss_Income}	-0.16513	0.05853	-2.82132

ρ^2	0.02929	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.02912	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 384.5

Quand *Miss_Income* vaut 1, on aura tendance à privilégier l'alternative la moins chère. Peut-être cela signifie-t-il que les gens les moins fortunés n'ont pas déclaré leur revenu lors de l'enquête. Même si β_{Miss_Income} n'est pas significativement différent de 0, force est de constater que ce modèle n'est que très peu explicatif.

8.3.2 Modèle avec *Log_Income*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Log_Income} * Log_Income$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-8.58724	0.41576	-20.65402
2	β_{Log_Income}	0.68428	0.03459	19.78402

ρ^2	0.04805	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.04786	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 262.5

8.3.3 Modèle avec *Delta C*, *Delta T* et *Log_Income*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC + \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Log_Income} * Log_Income$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-8.57547	0.42474	-20.18984
2	β_{DeltaC}	-0.06477	0.00383	-16.91658
3	β_{DeltaT}	-0.08122	0.00424	-19.15366
4	β_{Log_Income}	0.66604	0.03548	18.77319

ρ^2	0.08716	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.08679	$\mathcal{L}(\beta)$	-9840.93

8.3.4 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$ et Log_Income

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-8.80148	0.43322	-20.31634
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06414	0.00382	-16.80857
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.07975	0.00424	-18.82195
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.67663	0.03599	18.79845
5	β_{GL}	-0.34099	0.05382	-6.33542
6	β_{LL}	0.27034	0.05163	5.23587
7	β_{LG}	0.51677	0.05189	9.95852
8	β_{GGs}	0.05109	0.09795	0.52163
9	β_{GLs}	-0.47115	0.10786	-4.36798
10	β_{LLs}	-0.04202	0.09826	-0.42762
11	β_{LGs}	0.46490	0.09528	4.87936

ρ^2	0.10229	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.08325	$\mathcal{L}(\beta)$	-9666.74

Test du χ^2 entre ce modèle (C) et le modèle B* :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{B^*}) - \mathcal{L}(\beta_C)) > \chi_{(11-10)}^2 0.95$$

$$-2(-9867.14 + 9666.74) = 400.8 > 3.84$$

B* désigne le modèle ne tenant compte que de ΔC , de ΔT et du contexte de choix, mais pour les réponses pour lesquelles le répondant a donné le salaire.

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.5 Modèle avec *Empl_Pay*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.46184	0.01623	-28.46181
2	β_{Empl_Pay}	1.04429	0.07123	14.65994

ρ^2	0.03860	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.0384	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 275.4

8.3.6 Modèle avec *Delta C*, *Delta T* et *Empl_Pay*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.68700	0.02555	-26.89271
2	β_{DeltaC}	-0.06520	0.00373	-17.49149
3	β_{DeltaT}	-0.08378	0.00407	-20.59993
4	β_{Empl_Pay}	1.05872	0.07582	13.96450

ρ^2	0.07761	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.07727	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 817.8

8.3.7 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income et Empl_Pay

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-8.14366	0.43459	-18.73874
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06474	0.00384	-16.85420
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.07900	0.00424	-18.64268
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.61829	0.03617	17.09459
5	β_{GL}	-0.34429	0.05421	-6.35086
6	β_{LL}	0.27242	0.05194	5.24542
7	β_{LG}	0.52183	0.05219	9.99916
8	β_{GGs}	0.08205	0.09765	0.84026
9	β_{GLs}	-0.43790	0.10794	-4.05706
10	β_{LLs}	-0.00969	0.09806	-0.09878
11	β_{LGs}	0.49383	0.09512	5.19186
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.82864	0.07924	10.45789

ρ^2	0.10871	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.10759	$\mathcal{L}(\beta)$	-9608.6

Test du χ^2 entre ce modèle (D) et le modèle C :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_C) - \mathcal{L}(\beta_D)) > \chi_{(12-11)}^{2 \cdot 0.95}$$

$$-2(-9666.74 + 9608.6) = 116.28 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.8 Modèle avec *Low_Incgroup* et *High_Incgroup*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Low_Incgroup} * Low_Incgroup + \beta_{High_Incgroup} * High_Incgroup$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.35305	0.01704	-20.71639
2	$\beta_{High_Incgroup}$	0.74503	0.18765	3.97019
3	$\beta_{Low_Incgroup}$	-0.60705	0.06602	-9.19563

ρ^2	0.03218	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.03190	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 433.4

8.3.9 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *Low_Incgroup* et *High_Incgroup*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Low_Incgroup} * Low_Incgroup + \beta_{High_Incgroup} * High_Incgroup$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.60158	0.02721	-22.11123
2	β_{DeltaC}	-0.06451	0.00383	-16.85385
3	β_{DeltaT}	-0.08555	0.00424	-20.18422
4	$\beta_{High_Incgroup}$	0.70970	0.20224	3.50922
5	$\beta_{Low_Incgroup}$	-0.58574	0.06725	-8.71034

ρ^2	0.07307	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.07260	$\mathcal{L}(\beta)$	-99992.81

8.3.10 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *LL(s)*, *LG(s)*, *GG(s)*, *GL(s)*; *Low_Incgroup* et *High_Incgroup*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Low_Incgroup} * Low_Incgroup + \beta_{High_Incgroup} * High_Incgroup$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.73620	0.04408	-16.70090
2	β_{DeltaC}	-0.06456	0.00384	-16.80226
3	β_{DeltaT}	-0.08221	0.00423	-19.43813
4	$\beta_{High_Incgroup}$	0.59577	0.20494	2.90702
5	$\beta_{Low_Incgroup}$	-0.54614	0.06855	-7.96682
6	β_{GL}	-0.33828	0.05395	-6.27041
7	β_{LL}	0.26843	0.05158	5.20373
8	β_{LG}	0.51341	0.05176	9.91900
9	β_{GGs}	0.03863	0.09626	0.40127
10	β_{GLs}	-0.46938	0.10628	-4.41645
11	β_{LLs}	-0.04998	0.09671	-0.51684
12	β_{LGs}	0.44461	0.09388	4.73610
13	β_{Empl_Pay}	0.99842	0.07842	12.73185

ρ^2	0.09722	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.09602	$\mathcal{L}(\beta)$	-9732.37

Les signes sont logiques : il est normal que les personnes à salaire faible aient tendance à choisir l'alternative la moins chère et que celles ayant un salaire élevé choisissent la plus rapide, même si elle est plus onéreuse.

8.3.11 Modèle avec $Dist20_{49}$, $Dist50_{99}$ et $DistMore100$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Dist20_{49}} * Dist20_{49} + \beta_{Dist50_{99}} * Dist50_{99} + \beta_{DistMore100} * DistMore100$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-0.75974	0.02878	-26.39754
2	$\beta_{Dist20_{49}}$	-0.30780	0.03906	-7.88062
3	$\beta_{Dist50_{99}}$	0.69177	0.04920	14.03464
4	$\beta_{DistMore100}$	0.80505	0.04739	16.98895

ρ^2	0.04488	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.04454	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 201.7

8.3.12 Modèle avec $Delta C$, $Delta T$, $Dist20_{49}$, $Dist50_{99}$ et $DistMore100$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Dist20_{49}} * Dist20_{49} + \beta_{Dist50_{99}} * Dist50_{99} + \beta_{DistMore100} * DistMore100$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-0.82331	0.03130	-26.30738
2	β_{DeltaC}	-0.06186	0.00362	-17.09027
3	β_{DeltaT}	-0.06264	0.00421	-14.88051
4	$\beta_{Dist20_{49}}$	0.32026	0.03944	8.11980
5	$\beta_{Dist50_{99}}$	0.69121	0.05348	12.92376
6	$\beta_{DistMore100}$	0.75203	0.05889	12.76956

ρ^2	0.07853	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.07802	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 807.0

8.3.13 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , Dist50_99 et DistMore100

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{Dist50_99}} * \text{Dist50_99} + \beta_{\text{DistMore100}} * \text{DistMore100}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-7.53075	0.43746	-17.21458
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06280	0.00377	-16.63997
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06464	0.00441	-14.65877
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.54357	0.03671	14.80753
5	β_{GL}	-0.35110	0.05443	-6.45005
6	β_{LL}	0.27433	0.05224	5.25163
7	β_{LG}	0.52861	0.05253	10.06217
8	β_{GGs}	0.40626	0.10412	3.90187
9	β_{GLs}	-0.11440	0.11384	-1.00490
10	β_{LLs}	0.31232	0.10472	2.98250
11	β_{LGs}	0.81622	0.10182	8.01639
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.78434	0.07982	9.82644
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.34698	0.05286	6.56397
14	$\beta_{\text{Dist50_99}}$	0.65179	0.06471	10.07201
15	$\beta_{\text{DistMore100}}$	0.64689	0.07046	9.18114

ρ^2	0.11427	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.11287	$\mathcal{L}(\beta)$	-9548.66

Test du χ^2 entre ce modèle (E) et le modèle D :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_D) - \mathcal{L}(\beta_E)) > \chi_{(15-12)}^2 0.95$$

$$-2(-9608.6 + 9548.66) = 119.88 > 7.81$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.14 Modèle avec *Commuter*, *Education* et *Maintenance*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Commuter} * Commuter + \beta_{Education} * Education + \beta_{Maintenance} * Maintenance$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.39134	0.02487	-15.73586
2	$\beta_{Commuter}$	0.22175	0.04158	5.33335
3	$\beta_{Education}$	0.02140	0.06058	0.35323
4	$\beta_{Maintenance}$	-0.21084	0.03817	-5.52401

ρ^2	0.03310	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.03276	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 339.9

8.3.15 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *Commuter*, *Education* et *Maintenance*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Commuter} * Commuter + \beta_{Education} * Education + \beta_{Maintenance} * Maintenance$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.71466	0.03579	-19.96576
2	β_{DeltaC}	-0.06501	0.00373	-17.41492
3	β_{DeltaT}	-0.08772	0.00414	-21.16635
4	$\beta_{Commuter}$	0.33527	0.04287	7.82075
5	$\beta_{Education}$	0.15708	0.06165	2.54795
6	$\beta_{Maintenance}$	-0.12038	0.03966	-3.03567

ρ^2	0.07334	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.07282	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 868.0

8.3.16 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , Dist50_99 , DistMore100 , Commuter , Education et Maintenance

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{Dist50_99}} * \text{Dist50_99} + \beta_{\text{DistMore100}} * \text{DistMore100} + \beta_{\text{Commuter}} * \text{Commuter} + \beta_{\text{Education}} * \text{Education} + \beta_{\text{Maintenance}} * \text{Maintenance}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-7.50540	0.44338	-16.92759
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06306	0.00379	-16.64958
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06527	0.00442	-14.77783
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.52896	0.03724	14.20242
5	β_{GL}	-0.35268	0.05452	-6.46894
6	β_{LL}	0.27526	0.05239	5.25369
7	β_{LG}	0.52949	0.05269	10.04996
8	β_{GGs}	0.37737	0.10405	3.62681
9	β_{GLs}	-0.14799	0.11430	-1.29469
10	β_{LLs}	0.27906	0.10490	2.66017
11	β_{LGs}	0.78952	0.10231	7.71716
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.69517	0.08087	8.59563
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.40678	0.05445	7.47042
14	$\beta_{\text{Dist50_99}}$	0.73941	0.06677	11.07403
15	$\beta_{\text{DistMore100}}$	0.76766	0.07381	10.40080
16	β_{Commuter}	0.24122	0.04840	4.98412
17	$\beta_{\text{Education}}$	0.47271	0.07288	6.48633
18	$\beta_{\text{Maintenance}}$	0.01910	0.04425	0.43151

ρ^2	0.11715	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.11548	$\mathcal{L}(\beta)$	-9517.59

Test du χ^2 entre ce modèle (F) et le modèle E :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_E) - \mathcal{L}(\beta_F)) > \chi_{(18-15)}^{2, 0.95}$$

$$-2(-9548.66 + 9517.59) = 62.14 > 7.81$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.17 Modèle avec *Age26_35*, *Age36_45*, *Age46_55*, *Age56_65* et *AgeMore66*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Age26_35} * Age26_35 + \beta_{Age36_45} * Age36_45 + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Age56_65} * Age56_65 + \beta_{AgeMore66} * AgeMore66$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.35668	0.06834	-5.21903
2	β_{Age26_35}	0.31116	0.07917	3.93024
3	β_{Age36_45}	0.23902	0.07615	3.13882
4	β_{Age46_55}	<i>0.13940</i>	<i>0.07700</i>	<i>1.81043</i>
5	β_{Age56_65}	-0.33319	0.07592	-4.38885
6	$\beta_{AgeMore66}$	-0.66332	0.08131	-8.15780

ρ^2	0.04896	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.04845	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 153.8

8.3.18 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *Age26_35*, *Age36_45*, *Age46_55*, *Age56_65* et *AgeMore66*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Age26_35} * Age26_35 + \beta_{Age36_45} * Age36_45 + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Age56_65} * Age56_65 + \beta_{AgeMore66} * AgeMore66$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.55970	0.07041	-7.94888
2	β_{DeltaC}	-0.06605	0.00378	-17.49204
3	β_{DeltaT}	-0.08662	0.00411	-21.09320
4	β_{Age26_35}	0.28431	0.07971	3.56664
5	β_{Age36_45}	0.20590	0.07662	2.68731
6	β_{Age46_55}	<i>0.11665</i>	<i>0.07667</i>	<i>1.50751</i>
7	β_{Age56_65}	-0.41279	0.07667	-5.38415
8	$\beta_{AgeMore66}$	-0.70157	0.08197	-8.55918

ρ^2	0.08913	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.08845	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 682.7

8.3.19 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , Dist50_99 , DistMore100 , Commuter , Education , Maintenance , Age26_35 , Age36_45 , Age46_55 , Age56_65 et AgeMore66

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{Dist50_99}} * \text{Dist50_99} + \beta_{\text{DistMore100}} * \text{DistMore100} + \beta_{\text{Commuter}} * \text{Commuter} + \beta_{\text{Education}} * \text{Education} + \beta_{\text{Maintenance}} * \text{Maintenance} + \beta_{\text{Age26_35}} * \text{Age26_35} + \beta_{\text{Age36_45}} * \text{Age36_45} + \beta_{\text{Age46_55}} * \text{Age46_55} + \beta_{\text{Age56_65}} * \text{Age56_65} + \beta_{\text{AgeMore66}} * \text{AgeMore66}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-6.74104	0.46712	-14.43108
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06414	0.00384	-16.72444
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06725	0.00445	-15.10258
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.50446	0.04047	12.46380
5	β_{GL}	-0.35658	0.05455	-6.53635
6	β_{LL}	0.27918	0.05260	5.30745
7	β_{LG}	0.53666	0.05315	10.09780
8	β_{GGs}	0.36844	0.10573	3.48474
9	β_{GLs}	-0.16642	0.11475	-1.45027
10	β_{LLs}	0.26722	0.10605	2.51975
11	β_{LGs}	0.78584	0.10405	7.55218
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.71641	0.08117	8.82650
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.33636	0.05522	6.09160
14	$\beta_{\text{Dist50_99}}$	0.64980	0.06771	9.59731
15	$\beta_{\text{DistMore100}}$	0.68208	0.07461	9.14239
16	β_{Commuter}	0.10974	0.04979	2.20427
17	$\beta_{\text{Education}}$	0.17691	0.07838	2.25720
18	$\beta_{\text{Maintenance}}$	-0.02688	0.04514	-0.59533
19	$\beta_{\text{Age26_35}}$	-0.01851	0.09537	-0.19405
20	$\beta_{\text{Age36_45}}$	-0.14041	0.09534	-1.47281
21	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.32074	0.09690	-3.31014
22	$\beta_{\text{Age56_65}}$	-0.69823	0.09480	-7.36521
23	$\beta_{\text{AgeMore66}}$	-0.69317	0.09931	-6.98022

ρ^2	0.12794	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12581	$\mathcal{L}(\beta)$	-9401.19

Test du χ^2 entre ce modèle (G) et le modèle F :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_F) - \mathcal{L}(\beta_G)) &> \chi_{(23-18)}^2 0.95 \\ -2(-9517.59 + 9401.19) &= 232.8 > 11.07 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.20 Modèle avec *Age26_35* et *AgeMore56*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Age26_35} * Age26_35 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.12166	0.02404	-5.06046
2	β_{Age46_55}	-0.09560	0.04285	-2.23086
3	$\beta_{AgeMore66}$	-0.69231	0.03569	-19.40032

ρ^2	0.04674	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.04649	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 179.8

8.3.21 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *Age46_55* et *AgeMore56*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.36110	0.03144	-11.48368
2	β_{DeltaC}	-0.06615	0.00378	-17.48652
3	β_{DeltaT}	-0.08787	0.00412	-21.34770
4	β_{Age46_55}	-0.09100	0.04364	-2.08536
5	$\beta_{AgeMore56}$	-0.73048	0.03664	-19.93447

ρ^2	0.08748	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.08705	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 702.1

8.3.22 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , Dist50_99 , DistMore100 , Commuter , Education , Maintenance , Age46_55 et AgeMore56

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{Dist50_99}} * \text{Dist50_99} + \beta_{\text{DistMore100}} * \text{DistMore100} + \beta_{\text{Commuter}} * \text{Commuter} + \beta_{\text{Education}} * \text{Education} + \beta_{\text{Maintenance}} * \text{Maintenance} + \beta_{\text{Age46_55}} * \text{Age46_55} + \beta_{\text{AgeMore66}} * \text{AgeMore66}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-6.64344	0.45396	-14.63431
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06413	0.00383	-16.72487
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06721	0.00445	-15.09740
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.48907	0.03800	12.86878
5	β_{GL}	-0.35674	0.05456	-6.53817
6	β_{LL}	0.27914	0.05259	5.30770
7	β_{LG}	0.53653	0.05314	10.09645
8	β_{GGs}	0.37145	0.10570	3.51435
9	β_{GLs}	-0.16344	0.11487	-1.42283
10	β_{LLs}	0.26994	0.10590	2.54908
11	β_{LGs}	0.78854	0.10395	7.58604
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.71417	0.08119	8.79674
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.33435	0.05508	6.06983
14	$\beta_{\text{Dist50_99}}$	0.65007	0.06755	9.62393
15	$\beta_{\text{DistMore100}}$	0.68696	0.07437	9.23694
16	β_{Commuter}	0.11705	0.04948	2.36540
17	$\beta_{\text{Education}}$	0.21038	0.07479	2.81310
18	$\beta_{\text{Maintenance}}$	-0.02528	0.04509	-0.56064
19	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.23534	0.04766	-4.93803
20	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.61375	0.04091	-15.00277

ρ^2	0.12770	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12585	$\mathcal{L}(\beta)$	-9403.79

Test du χ^2 entre ce modèle (H) et le modèle G :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_H) - \mathcal{L}(\beta_G)) &\leq \chi_{(23-20)}^2 0.95 \\ -2(-9403.79 + 9401.19) &= 5.2 < 11.07 \end{aligned}$$

Ce modèle n'est pas significativement différent du précédent.

8.3.23 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , Dist50_99 , DistMore100 , Commuter , Education , Age46_55 et AgeMore56 (suppression de Maintenance)

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{Dist50_99}} * \text{Dist50_99} + \beta_{\text{DistMore100}} * \text{DistMore100} + \beta_{\text{Commuter}} * \text{Commuter} + \beta_{\text{Education}} * \text{Education} + \beta_{\text{Age46_55}} * \text{Age46_55} + \beta_{\text{Agemore66}} * \text{AgeMore66}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-6.66643	0.45371	-14.69299
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06415	0.00383	-16.72941
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06727	0.00445	-15.11343
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.48969	0.03802	12.87855
5	β_{GL}	-0.35683	0.05457	-6.53917
6	β_{LL}	0.27914	0.05259	5.30742
7	β_{LG}	0.53649	0.05314	10.09501
8	β_{GGs}	0.36995	0.10564	3.50209
9	β_{GLs}	-0.16482	0.11482	-1.43548
10	β_{LLs}	0.26857	0.10584	2.53740
11	β_{LGs}	0.78701	0.10388	7.57626
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.71133	0.08114	8.76720
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.33759	0.05471	6.17003
14	$\beta_{\text{Dist50_99}}$	0.65587	0.06672	9.82961
15	$\beta_{\text{DistMore100}}$	0.69553	0.07272	9.56432
16	β_{Commuter}	0.12955	0.04436	2.92056
17	$\beta_{\text{Education}}$	0.22529	0.07031	3.20399
18	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.23512	0.04765	-4.93430
19	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.61227	0.04082	-14.99976

ρ^2	0.12769	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12593	$\mathcal{L}(\beta)$	-9403.95

Test du χ^2 entre ce modèle (I) et le modèle H :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_I) - \mathcal{L}(\beta_H)) \leq \chi_{(20-19)}^2 0.95$$

$$-2(-9403.79 + 9403.95) = 0.32 < 3.84$$

Ce modèle n'est pas significativement différent du précédent.

8.3.24 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *LL(s)*, *LG(s)*, *GG(s)*, *GL(s)*, *Log_Income*, *Empl_Pay*, *Dist20_49*, *Dist50_99*, *DistMore100*, *CommEduc*, *Age46_55* et *AgeMore56* (regroupement de *Commuter* et *Education*)

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \beta_{Dist50_99} * Dist50_99 + \beta_{DistMore100} * DistMore100 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-6.55818	0.44562	-14.71688
2	β_{DeltaC}	-0.06416	0.00383	-16.73293
3	β_{DeltaT}	-0.06733	0.00445	-15.12452
4	β_{Log_Income}	0.48158	0.03749	12.84601
5	β_{GL}	-0.35677	0.05457	-6.53821
6	β_{LL}	0.27932	0.05258	5.31211
7	β_{LG}	0.53669	0.05313	10.10125
8	β_{GGs}	0.37067	0.10575	3.50501
9	β_{GLs}	-0.16360	0.11488	-1.42417
10	β_{LLs}	0.26999	0.10578	2.55236
11	β_{LGs}	0.78776	0.10379	7.58956
12	β_{Empl_Pay}	0.70889	0.08117	8.73304
13	β_{Dist20_49}	0.32596	0.05382	6.05641
14	β_{Dist50_99}	0.64670	0.06627	9.75909
15	$\beta_{DistMore100}$	0.68838	0.07243	9.50355
16	$\beta_{CommEduc}$	0.15227	0.04068	3.74279
17	β_{Age46_55}	-0.24236	0.04731	-5.12300
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.61858	0.04053	-15.26128

ρ^2	0.12761	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12595	$\mathcal{L}(\beta)$	-9404.76

Test du χ^2 entre ce modèle (J) et le modèle I :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_J) - \mathcal{L}(\beta_I)) \leq \chi_{(19-18)}^2 0.95$$

$$-2(-9403.79 + 9404.76) = 1.94 < 3.84$$

Ce modèle n'est pas significativement différent du précédent.

8.3.25 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , DistMore50 , CommEduc , Age46_55 et AgeMore56 (regroupement de Dist50_99 et DistMore100)

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{DistMore50}} * \text{DistMore50} + \beta_{\text{CommEduc}} * \text{CommEduc} + \beta_{\text{Age46_55}} * \text{Age46_55} + \beta_{\text{AgeMore66}} * \text{AgeMore66}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-6.57252	0.44521	-14.76261
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06425	0.00383	-16.77751
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06784	0.00437	-15.51179
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.48266	0.03746	12.88480
5	β_{GL}	-0.35664	0.05456	-6.53627
6	β_{LL}	0.27930	0.05258	5.31223
7	β_{LG}	0.53663	0.05313	10.10050
8	β_{GGs}	0.37104	0.10576	3.50847
9	β_{GLs}	-0.16301	0.11487	-1.41907
10	β_{LLs}	0.27052	0.10578	2.55743
11	β_{LGs}	0.78812	0.10379	7.59304
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.71234	0.08100	8.79392
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.32463	0.05379	6.03467
14	$\beta_{\text{DistMore50}}$	0.66298	0.06156	10.77019
15	β_{CommEduc}	0.15028	0.04059	3.70267
16	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.24174	0.04730	-5.11068
17	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.61822	0.04053	-15.25498

ρ^2	0.12759	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12602	$\mathcal{L}(\beta)$	-9404.98

Test du χ^2 entre ce modèle (K) et le modèle J :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_K) - \mathcal{L}(\beta_J)) \leq \chi_{(18-17)}^2 0.95$$

$$-2(-9403.79 + 9404.98) = 0.38 < 3.84$$

Ce modèle n'est pas significativement différent du précédent.

8.3.26 Modèle avec *Female*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Female} * Female$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.30232	0.02046	-14.77373
2	β_{Female}	-0.24599	0.03196	-7.69663

ρ^2	0.03148	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.03131	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 358.8

8.3.27 Modèle avec *Delta C*, *Delta T* et *Female*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Female} * Female$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.54981	0.02941	-18.69564
2	β_{DeltaC}	-0.06434	0.00371	-17.36125
3	β_{DeltaT}	-0.08448	0.00407	-20.75230
4	β_{Female}	-0.22091	0.03266	-6.76376

ρ^2	0.07056	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.07022	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 900.5

8.3.28 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , DistMore50 , CommEduc , Age46_55 , AgeMore56 et Female

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{DistMore50}} * \text{DistMore50} + \beta_{\text{CommEduc}} * \text{CommEduc} + \beta_{\text{Age46_55}} * \text{Age46_55} + \beta_{\text{AgeMore56}} * \text{AgeMore56} + \beta_{\text{Female}} * \text{Female}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-6.10856	0.45274	-13.49256
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06427	0.00383	-16.76316
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06748	0.00438	-15.40631
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.45175	0.03782	11.94393
5	β_{GL}	-0.35828	0.05464	-6.55695
6	β_{LL}	0.27929	0.05266	5.30347
7	β_{LG}	0.53731	0.05321	10.09790
8	β_{GGs}	0.35767	0.10604	3.37307
9	β_{GLs}	-0.17772	0.11502	-1.54516
10	β_{LLs}	0.25655	0.10576	2.42585
11	β_{LGs}	0.77556	0.10385	7.46810
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.68941	0.08152	8.45734
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.32447	0.05391	6.01824
14	$\beta_{\text{DistMore50}}$	0.65493	0.06171	10.61271
15	β_{CommEduc}	0.15563	0.04071	3.82265
16	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.24565	0.04744	-5.17845
17	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.64746	0.04104	-15.77600
18	β_{Female}	-0.18339	0.03684	-4.97836

ρ^2	0.12874	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12707	$\mathcal{L}(\beta)$	-9392.64

Test du χ^2 entre ce modèle (L) et le modèle K :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_K) - \mathcal{L}(\beta_L)) > \chi_{(18-17)}^2 0.95$$

$$-2(-9403.79 + 9392.64) = 22.3 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.29 Modèle avec *Internet*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Internet} * Internet$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.82021	0.02783	-29.47452
2	$\beta_{Internet}$	0.63250	0.03386	18.67768

ρ^2	0.04426	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.04409	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 208.9

8.3.30 Modèle avec *Delta C*, *Delta T* et *Internet*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Internet} * Internet$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.96894	0.03209	-30.19360
2	β_{DeltaC}	-0.06365	0.00367	-17.33227
3	β_{DeltaT}	-0.07723	0.00399	-19.33695
4	$\beta_{Internet}$	0.58455	0.03482	16.78559

ρ^2	0.08070	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.08036	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 781.6

8.3.31 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , DistMore50 , CommEduc , Age46_55 , AgeMore56 , Female et Internet

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{DistMore50}} * \text{DistMore50} + \beta_{\text{CommEduc}} * \text{CommEduc} + \beta_{\text{Age46_55}} * \text{Age46_55} + \beta_{\text{AgeMore66}} * \text{AgeMore66} + \beta_{\text{Female}} * \text{Female} + \beta_{\text{Internet}} * \text{Internet}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-5.68548	0.45984	-12.36394
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06421	0.00383	-16.76178
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06755	0.00438	-15.43701
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.40982	0.03874	10.57832
5	β_{GL}	-0.35840	0.05464	-6.55918
6	β_{LL}	0.27938	0.05270	5.30167
7	β_{LG}	0.53807	0.05326	10.10301
8	β_{GGs}	0.33457	0.10620	3.15021
9	β_{GLs}	-0.20305	0.11553	-1.75756
10	β_{LLs}	0.23291	0.10615	2.19415
11	β_{LGs}	0.75357	0.10420	7.23203
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.69273	0.08157	8.49234
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.28131	0.05490	5.12370
14	$\beta_{\text{DistMore50}}$	0.55277	0.06559	8.42740
15	β_{CommEduc}	0.11669	0.04177	2.79336
16	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.24773	0.04759	-5.20564
17	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.64016	0.04108	-15.58273
18	β_{Female}	-0.18450	0.03688	-5.00328
19	β_{Internet}	0.20463	0.04409	4.64086

ρ^2	0.12973	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12797	$\mathcal{L}(\beta)$	-9381.94

Test du χ^2 entre ce modèle (M) et le modèle L :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_L) - \mathcal{L}(\beta_M)) > \chi_{(19-18)}^2 0.95$$

$$-2(-9392.64 + 9381.94) = 21.4 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.32 Modèle avec *Houseowner*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Houseowner} * Houseowner$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.50126	0.03429	-14.62007
2	$\beta_{Houseowner}$	0.12249	0.03856	3.17610

ρ^2	0.02937	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.02921	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 383.5

8.3.33 Modèle avec *Delta C*, *Delta T* et *Houseowner*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Houseowner} * Houseowner$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.74131	0.03985	-18.60038
2	β_{DeltaC}	-0.06441	0.00371	-17.38201
3	β_{DeltaT}	-0.08549	0.00407	-21.01420
4	$\beta_{Houseowner}$	0.11577	0.03933	2.94364

ρ^2	0.06899	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.06865	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 918.9

8.3.34 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *LL(s)*, *LG(s)*, *GG(s)*, *GL(s)*, *Log_Income*, *Empl_Pay*, *Dist20_49*, *DistMore50*, *CommEduc*, *Age46_55*, *AgeMore56*, *Female*, *Internet* et *Houseowner*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-5.60131	0.46059	-12.16115
2	β_{DeltaC}	-0.06424	0.00383	-16.76578
3	β_{DeltaT}	-0.06751	0.00438	-15.42282
4	β_{Log_Income}	0.39550	0.03906	10.12585
5	β_{GL}	-0.35887	0.05467	-6.56484
6	β_{LL}	0.27995	0.05271	5.31116
7	β_{LG}	0.53850	0.05327	10.10825
8	β_{GGs}	0.34012	0.10625	3.20120
9	β_{GLs}	-0.19599	0.11564	-1.69480
10	β_{LLs}	0.23873	0.10616	2.24874
11	β_{LGs}	0.75937	0.10412	7.29296
12	β_{Empl_Pay}	0.69256	0.08179	8.46740
13	β_{Dist20_49}	0.28474	0.05489	5.18738
14	$\beta_{DistMore50}$	0.55318	0.06560	8.43259
15	$\beta_{CommEduc}$	0.11677	0.04178	2.79495
16	β_{Age46_55}	-0.26052	0.04786	-5.44347
17	$\beta_{AgeMore56}$	-0.65298	0.04139	-15.77687
18	β_{Female}	-0.18935	0.03694	-5.12604
19	$\beta_{Internet}$	0.21349	0.04419	4.83164
20	$\beta_{Houseowner}$	0.11214	0.04363	2.57034

ρ^2	0.13003	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12817	$\mathcal{L}(\beta)$	-9378.72

Test du χ^2 entre ce modèle (N) et le modèle M :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_M) - \mathcal{L}(\beta_N)) > \chi_{(20-19)}^{2 \ 0.95}$$

$$-2(-9381.94 + 9378.72) = 6.44 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.35 Modèle avec *PercCong*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{PercCong} * PercCong$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.47989	0.01895	-25.32328
2	$\beta_{PercCong}$	0.79758	0.11207	7.11665

ρ^2	0.03109	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.03092	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 363.5

8.3.36 Modèle avec *Delta C*, *Delta T* et *PercCong*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{PercCong} * PercCong$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.72609	0.02768	-26.23503
2	β_{DeltaC}	-0.06431	0.00371	-17.33618
3	β_{DeltaT}	-0.08559	0.00406	-21.07015
4	$\beta_{PercCong}$	0.78790	0.11425	6.89602

ρ^2	0.07062	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.07028	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 899.8

8.3.37 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , DistMore50 , CommEduc , Age46_55 , AgeMore56 , Female , Internet , Houseowner et PercCong

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{DistMore50}} * \text{DistMore50} + \beta_{\text{CommEduc}} * \text{CommEduc} + \beta_{\text{Age46_55}} * \text{Age46_55} + \beta_{\text{AgeMore66}} * \text{AgeMore66} + \beta_{\text{Female}} * \text{Female} + \beta_{\text{Internet}} * \text{Internet} + \beta_{\text{Houseowner}} * \text{Houseowner} + \beta_{\text{PercCong}} * \text{PercCong}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-5.72942	0.46127	-12.42108
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06403	0.00383	-16.72499
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.06692	0.00437	-15.32483
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.39945	0.03908	10.22131
5	β_{GL}	-0.35907	0.05462	-6.57439
6	β_{LL}	0.28053	0.05272	5.32083
7	β_{LG}	0.53932	0.05335	10.10867
8	β_{GGs}	0.37284	0.10645	3.50254
9	β_{GLs}	-0.16311	0.11576	-1.40904
10	β_{LLs}	0.27178	0.10665	2.54825
11	β_{LGs}	0.79153	0.10468	7.56141
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.68802	0.08192	8.39915
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.31196	0.05549	5.62167
14	$\beta_{\text{DistMore50}}$	0.58946	0.06636	8.88238
15	β_{CommEduc}	0.09889	0.04201	2.35390
16	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.25354	0.04792	-5.29146
17	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.63848	0.04151	-15.38005
18	β_{Female}	-0.18377	0.03695	-4.97325
19	β_{Internet}	0.19479	0.04440	4.38679
20	$\beta_{\text{Houseowner}}$	0.13086	0.04386	2.98352
21	β_{PercCong}	0.54195	0.13197	4.10652

ρ^2	0.13083	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12889	$\mathcal{L}(\beta)$	-9370.06

Test du χ^2 entre ce modèle (O) et le modèle N :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_N) - \mathcal{L}(\beta_O)) > \chi_{(21-20)}^2 0.95$$

$$-2(-9378.72 + 9370.06) = 17.32 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.38 Modèle avec *Logjtime*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{Logjtime} * Logjtime$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-1.26617	0.06572	-19.2652
2	$\beta_{Logjtime}$	0.25312	0.01862	13.5945

ρ^2	0.03720	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.03700	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 291.9

8.3.39 Modèle avec *Delta C*, *Delta T* et *Logjtime*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{Logjtime} * Logjtime$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-1.16346	0.07072	-16.45223
2	β_{DeltaC}	-0.06246	0.00366	-17.08884
3	β_{DeltaT}	-0.07132	0.00443	-16.09472
4	$\beta_{Logjtime}$	0.18241	0.02372	7.69138

ρ^2	0.07122	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.07088	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 892.7

8.3.40 Modèle avec ΔC , ΔT , $LL(s)$, $LG(s)$, $GG(s)$, $GL(s)$, Log_Income , Empl_Pay , Dist20_49 , DistMore50 , CommEduc , Age46_55 , AgeMore56 , Female , Internet , Houseowner , PercCong et Logjtime

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{\Delta C} * \Delta C - \beta_{\Delta T} * \Delta T + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{\text{Log_Income}} * \text{Log_Income} + \beta_{\text{Empl_Pay}} * \text{Empl_Pay} + \beta_{\text{Dist20_49}} * \text{Dist20_49} + \beta_{\text{DistMore50}} * \text{DistMore50} + \beta_{\text{CommEduc}} * \text{CommEduc} + \beta_{\text{Age46_55}} * \text{Age46_55} + \beta_{\text{AgeMore66}} * \text{AgeMore66} + \beta_{\text{Female}} * \text{Female} + \beta_{\text{Internet}} * \text{Internet} + \beta_{\text{Houseowner}} * \text{Houseowner} + \beta_{\text{PercCong}} * \text{PercCong} + \beta_{\text{Logjtime}} * \text{Logjtime}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-5.34079	0.48405	-11.03354
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06484	0.00389	-16.67334
3	$\beta_{\Delta T}$	-0.07086	0.00464	-15.25574
4	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.39901	0.03910	10.20350
5	β_{GL}	-0.35921	0.05463	-6.57481
6	β_{LL}	0.28065	0.05273	5.32242
7	β_{LG}	0.53933	0.05335	10.10975
8	β_{GGs}	0.25909	0.11373	2.27812
9	β_{GLs}	-0.27690	0.12220	-2.26597
10	β_{LLs}	0.15867	0.11421	1.38933
11	β_{LGs}	0.67843	0.11227	6.04291
12	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.69988	0.08246	8.48802
13	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.37330	0.05954	6.26918
14	$\beta_{\text{DistMore50}}$	0.75975	0.08977	8.46341
15	β_{CommEduc}	0.08951	0.04218	2.12218
16	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.25426	0.04793	-5.30473
17	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.62992	0.04161	-15.13705
18	β_{Female}	-0.18227	0.03696	-4.93176
19	β_{Internet}	0.19411	0.04442	4.36995
20	$\beta_{\text{Houseowner}}$	0.13066	0.04386	2.97900
21	β_{PercCong}	0.56685	0.13230	4.28454
22	β_{Logjtime}	-0.13972	0.04946	-2.82488

ρ^2	0.13120	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12916	$\mathcal{L}(\beta)$	-9366.12

Test du χ^2 entre ce modèle (P) et le modèle O :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_O) - \mathcal{L}(\beta_P)) &> \chi_{(22-21)}^2 0.95 \\ -2(-9370.06 + 9366.12) &= 7.88 > 3.84 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent, mais pas de beaucoup.

8.3.41 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *LL(s)*, *LG(s)*, *GG(s)*, *GL(s)*, *Log_Income*, *Empl_Pay*, *CommEduc*, *Age46_55*, *AgeMore56*, *Female*, *Internet*, *Houseowner*, *PercCong* et *Logjtime* (suppression de *Dist20_49* et *DistMore50*)

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{Logjtime} * Logjtime$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-6.21824	0.46908	-13.25611
2	β_{DeltaC}	-0.06416	0.00386	-16.61349
3	β_{DeltaT}	-0.06997	0.00470	-14.87151
4	β_{Log_Income}	0.42261	0.03881	10.88937
5	β_{GL}	-0.35556	0.05451	-6.52229
6	β_{LL}	0.27940	0.05257	5.31480
7	β_{LG}	0.53606	0.05317	10.08162
8	β_{GGs}	0.28433	0.10906	2.60706
9	β_{GLs}	-0.25257	0.11787	-2.14284
10	β_{LLs}	0.18357	0.10905	1.68344
11	β_{LGs}	0.70390	0.10731	6.55978
12	β_{Empl_Pay}	0.71314	0.08157	8.74224
13	$\beta_{CommEduc}$	0.04802	0.04185	1.14759
14	β_{Age46_55}	-0.25225	0.04794	-5.26204
15	$\beta_{AgeMore56}$	-0.66328	0.04127	-16.07246
16	β_{Female}	-0.19205	0.03682	-5.21546
17	$\beta_{Internet}$	0.29140	0.04286	6.79829
18	$\beta_{Houseowner}$	0.12660	0.04384	2.88779
19	$\beta_{PercCong}$	0.40807	0.12991	3.14127
20	$\beta_{Logjtime}$	0.14300	0.03535	4.04559

ρ^2	0.127875	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12602	$\mathcal{L}(\beta)$	-9401.96

Ce modèle est moins bon que celui analogue tenant compte des distances au lieu de *Logjtime*.

8.3.42 Modèle avec *CoupCh*, *SingNo*, *SingCh* et *Other*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{CoupCh} * CoupCh + \beta_{SingNo} * SingNo + \beta_{SingCh} * SingCh + \beta_{Other} * Other$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.54332	0.02372	-22.90706
2	β_{CoupCh}	0.40795	0.03566	11.43984
3	β_{SingNo}	-0.08708	0.04703	-1.85148
4	β_{SingCh}	0.16425	0.08261	1.98827
5	β_{Other}	0.34189	0.12484	2.73871

ρ^2	0.03620	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.03580	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 303.4

8.3.43 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *CoupCh*, *SingNo*, *SingCh* et *Other*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{CoupCh} * CoupCh + \beta_{SingNo} * SingNo + \beta_{SingCh} * SingCh + \beta_{Other} * Other$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.81125	0.03195	-25.38843
2	β_{DeltaC}	-0.06502	0.00374	-17.40023
3	β_{DeltaT}	-0.08628	0.00409	-21.11794
4	β_{CoupCh}	0.44211	0.03650	12.11096
5	β_{SingNo}	-0.04314	0.04786	-0.90145
6	β_{SingCh}	0.20676	0.08495	2.43395
7	β_{Other}	0.33979	0.12801	2.65439

ρ^2	0.07611	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.07552	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 835.4

8.3.44 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *LL(s)*, *LG(s)*, *GG(s)*, *GL(s)*, *Log_Income*, *Empl_Pay*, *Dist20_49*, *DistMore50*, *CommEduc*, *Age46_55*, *AgeMore56*, *Female*, *Internet*, *Houseowner*, *PercCong*, *CoupCh*, *SingNo*, *SingCh* et *Other*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{AgeMore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{CoupCh} * CoupCh + \beta_{SingNo} * SingNo + \beta_{SingCh} * SingCh + \beta_{Other} * Other$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-5.76111	0.46163	-12.47989
2	β_{DeltaC}	-0.06401	0.00383	-16.71792
3	β_{DeltaT}	-0.06685	0.00437	-15.30388
4	β_{Log_Income}	0.40277	0.03921	10.27126
5	β_{GL}	-0.35923	0.05461	-6.57779
6	β_{LL}	0.28057	0.05272	5.32191
7	β_{LG}	0.53933	0.05335	10.10949
8	β_{GGs}	0.37131	0.10641	3.48933
9	β_{GLs}	-0.16547	0.11580	-1.42890
10	β_{LLs}	0.26953	0.10678	2.52418
11	β_{LGs}	0.78901	0.10476	7.53173
12	β_{Empl_Pay}	0.68861	0.08195	8.40254
13	β_{Dist20_49}	0.31046	0.05553	5.59059
14	$\beta_{DistMore50}$	0.58721	0.06645	8.83753
15	$\beta_{CommEduc}$	0.09612	0.04213	2.28157
16	β_{Age46_55}	-0.25112	0.04923	-5.10068
17	$\beta_{AgeMore56}$	-0.63286	0.05068	-12.48780
18	β_{Female}	-0.17859	0.03726	-4.79360
19	$\beta_{Internet}$	0.19568	0.04450	4.39701
20	$\beta_{Houseowner}$	0.11843	0.04657	2.54301
21	$\beta_{PercCong}$	0.53376	0.13231	4.03413
22	β_{CoupCh}	0.00957	0.04876	0.19625
23	β_{SingNo}	-0.01756	0.05436	-0.32301
24	β_{SingCh}	-0.07109	0.09534	-0.74567
25	β_{Other}	0.13252	0.14206	0.93279

ρ^2	0.13091	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.12860	$\mathcal{L}(\beta)$	-9369.19

Test du χ^2 entre ce modèle (Q) et le modèle O :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_O) - \mathcal{L}(\beta_Q)) < \chi_{(25-21)}^2 0.95$$

$$-2(-9370.06 + 9369.19) = 1.74 < 9.49$$

Ce modèle n'est pas significativement différent du précédent.

8.3.45 Modèle avec *ArLess5*, *Ar5_20*, *Ar20_50*, *Ar50_100* et *ArMore100*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{Ar20_50} * Ar20_50 + \beta_{Ar50_100} * Ar50_100 + \beta_{ArMore100} * ArMore100$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.10159	0.03501	-2.90180
2	$\beta_{ArLess5}$	-0.43530	0.04507	-9.65852
3	β_{Ar5_20}	-0.49842	0.05031	-9.90603
4	β_{Ar20_50}	-0.28639	0.05665	-5.05505
5	β_{Ar50_100}	-0.19678	0.06240	-3.15371
6	$\beta_{ArMore100}$	-0.21521	0.06542	-3.28988

ρ^2	0.03461	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.03410	$\mathcal{L}(\beta)$	-11 322.2

8.3.46 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *ArLess5*, *Ar5_20*, *Ar20_50*, *Ar50_100* et *ArMore100*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{Ar20_50} * Ar20_50 + \beta_{Ar50_100} * Ar50_100 + \\ \beta_{ArMore100} * ArMore100$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-0.33461	0.04079	-8.20421
2	β_{DeltaC}	-0.06464	0.00372	-17.38881
3	β_{DeltaT}	-0.08535	0.00407	-20.99042
4	$\beta_{ArLess5}$	-0.43372	0.04576	-9.47737
5	β_{Ar5_20}	-0.51097	0.05138	-9.94508
6	β_{Ar20_50}	-0.32099	0.05806	-5.52849
7	β_{Ar50_100}	-0.22034	0.06369	-3.45962
8	$\beta_{ArMore100}$	-0.22886	0.06718	-3.40658

ρ^2	0.07403	$\mathcal{L}(0)$	-11 728.1
ρ^2 ajusté	0.07335	$\mathcal{L}(\beta)$	-10 859.8

8.3.47 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *LL(s)*, *LG(s)*, *GG(s)*, *GL(s)*, *Log_Income*, *Empl_Pay*, *Dist20_49*, *DistMore50*, *CommEduc*, *Age46_55*, *AgeMore56*, *Female*, *Internet*, *Houseowner*, *PercCong*, *ArLess5*, *Ar5_20*, *Ar20_50*, *Ar50_100* et *ArMore100*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\ \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\ \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\ \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\ \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\ \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{Ar20_50} * Ar20_50 + \beta_{Ar50_100} * Ar50_100 + \\ \beta_{ArMore100} * ArMore100$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.90980	0.47198	-10.40262
2	β_{DeltaC}	-0.06420	0.00384	-16.70430
3	β_{DeltaT}	-0.06691	0.00436	-15.33090
4	β_{Log_Income}	0.35005	0.03952	8.85749
5	β_{GL}	-0.36179	0.05478	-6.60468
6	β_{LL}	0.28157	0.05288	5.32434
7	β_{LG}	0.54073	0.05353	10.10080
8	β_{GGs}	0.40123	0.10648	3.76822
9	β_{GLs}	-0.12902	0.11606	-1.11170
10	β_{LLs}	0.30151	0.10682	2.82255
11	β_{LGs}	0.82308	0.10462	7.86719
12	β_{Empl_Pay}	0.67478	0.08205	8.22359
13	β_{Dist20_49}	0.32389	0.05587	5.79730
14	$\beta_{DistMore50}$	0.62267	0.06685	9.31437
15	$\beta_{CommEduc}$	0.10894	0.04220	2.58157
16	β_{Age46_55}	-0.24818	0.04823	-5.14605
17	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64346	0.04163	-15.45634
18	β_{Female}	-0.18014	0.03717	-4.84631
19	$\beta_{Internet}$	0.16680	0.04547	3.66846
20	$\beta_{Houseowner}$	0.19462	0.04566	4.26233
21	$\beta_{PercCong}$	0.47909	0.13311	3.59909
22	$\beta_{ArLess5}$	-0.33157	0.05351	-6.19685
23	β_{Ar5_20}	-0.43375	0.05821	-7.45123
24	β_{Ar20_50}	-0.28971	0.06513	-4.44823
25	β_{Ar50_100}	-0.22856	0.07093	-3.22240
26	$\beta_{ArMore100}$	-0.39330	0.07482	-5.25684

ρ^2	0.13395	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13154	$\mathcal{L}(\beta)$	-9336.48

Test du χ^2 entre ce modèle (R) et le modèle O :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_O) - \mathcal{L}(\beta_R)) > \chi_{(26-21)}^2 0.95$$

$$-2(-9370.06 + 9336.48) = 67.16 > 12.59$$

Ce modèle est significativement meilleur que le précédent.

8.3.48 Modèle avec *Delta C*, *Delta T*, *LL(s)*, *LG(s)*, *GG(s)*, *GL(s)*, *Log_Income*, *Empl_Pay*, *Dist20_49*, *DistMore50*, *CommEduc*, *Age46_55*, *AgeMore56*, *Female*, *Internet*, *Houseowner*, *PercCong*, *ArLess5*, *Ar5_20* et *ArMore20* (regroupement de *Ar20_50*, *Ar50_100* et *ArMore100*)

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.90710	0.47179	-10.40106
2	β_{DeltaC}	-0.06419	0.00384	-16.70499
3	β_{DeltaT}	-0.06686	0.00437	-15.30774
4	β_{Log_Income}	0.34950	0.03950	8.84709
5	β_{GL}	-0.36148	0.05477	-6.60034
6	β_{LL}	0.28143	0.05288	5.32183
7	β_{LG}	0.54063	0.05351	10.10260
8	β_{GGs}	0.40331	0.10644	3.78920
9	β_{GLs}	-0.12813	0.11602	-1.10438
10	β_{LLs}	0.30348	0.10686	2.83990
11	β_{LGs}	0.82409	0.10467	7.87291
12	β_{Empl_Pay}	0.67747	0.08197	8.26439
13	β_{Dist20_49}	0.33048	0.05579	5.92392
14	$\beta_{DistMore50}$	0.62943	0.06675	9.42927
15	$\beta_{CommEduc}$	0.10562	0.04216	2.50508
16	β_{Age46_55}	-0.24943	0.04820	-5.17442
17	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64240	0.04164	-15.42780
18	β_{Female}	-0.17510	0.03705	-4.72628
19	$\beta_{Internet}$	0.15958	0.04521	3.52969
20	$\beta_{Houseowner}$	0.20217	0.04547	4.44647
21	$\beta_{PercCong}$	0.47352	0.13309	3.55785
22	$\beta_{ArLess5}$	-0.33634	0.05343	-6.29543
23	β_{Ar5_20}	-0.43690	0.05817	-7.51042
24	$\beta_{ArMore20}$	-0.29830	0.05172	-5.76794

ρ^2	0.13378	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13155	$\mathcal{L}(\beta)$	-9338.3

Test du χ^2 entre ce modèle (S) et le modèle R :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_S) - \mathcal{L}(\beta_R)) &< \chi_{(26-24)}^2 0.95 \\ -2(-9338.3 + 9336.48) &= 3.64 < 5.99 \end{aligned}$$

Ce modèle n'est pas significativement différent du précédent. Ce modèle de référence S sera dorénavant appelé MR1.

8.4 Elaboration d'un modèle avec interactions entre le coût et/ou le temps et les variables socio-économiques

8.4.1 Interaction avec $\beta_{DeltaCEmpl_PayYes}$ et $\beta_{DeltaCEmpl_PayNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCEmpl_PayYes} & si \ Empl_Pay &= 1 \\
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCEmpl_PayNo} & si \ Empl_Pay &= 0
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.89865	0.47208	-10.37666
2	$\beta_{DeltaCEmpl_PayYes}$	-0.04471	0.00552	-8.10237
3	$\beta_{DeltaCEmpl_PayNo}$	-0.06805	0.00424	-16.05574
4	β_{DeltaT}	-0.06772	0.00442	-15.31928
5	β_{Log_Income}	0.35035	0.03954	8.86149
6	β_{GL}	-0.36051	0.05476	-6.58334
7	β_{LL}	0.28110	0.05292	5.31141
8	β_{LG}	0.53960	0.05354	10.07891
9	β_{GGs}	0.39486	0.10645	3.70951
10	β_{GLs}	-0.13030	0.11587	-1.12455
11	β_{LLs}	0.30004	0.10680	2.80943
12	β_{LGs}	0.81598	0.10468	7.79507
13	β_{Empl_Pay}	0.43644	0.09788	4.45876
14	β_{Dist20_49}	0.33458	0.05573	6.00384
15	$\beta_{DistMore50}$	0.63560	0.06672	9.52591
16	$\beta_{CommEduc}$	0.10404	0.04208	2.47226
17	β_{Age46_55}	-0.24755	0.04820	-5.13623
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64294	0.04163	-15.44426
19	β_{Female}	-0.17553	0.03707	-4.73544
20	$\beta_{Internet}$	0.16217	0.04518	3.58960
21	$\beta_{Houseowner}$	0.20250	0.04551	4.44965
22	$\beta_{PercCong}$	0.47962	0.13313	3.60261
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.34216	0.05347	-6.39944
24	β_{Ar5_20}	-0.44236	0.05818	-7.60323
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.30540	0.05174	-5.90266

ρ^2	0.13470	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13238	$\mathcal{L}(\beta)$	-9328.42

Test du χ^2 entre ce modèle (2A) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2A})) > \chi_{(25-24)}^{2,0.95}$$

$$-2(-9338.3 + 9328.42) = 19.76 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

La valeur absolue de β_{DeltaC} est plus faible lorsque l'employeur prend en charge le coût du trajet. C'est logique, car dans ce cas, l'automobiliste ne paie pas le trajet.

8.4.2 Interaction avec $\beta_{DeltaCInc42882}$, $\beta_{DeltaCInc100412}$, $\beta_{DeltaCInc157942}$, $\beta_{DeltaCInc208237}$, $\beta_{DeltaCInc245626}$, $\beta_{DeltaCInc250_400}$ et $\beta_{DeltaCIncMore400}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\begin{aligned} \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCInc42882} && \text{si } Inc = 42882 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCInc100412} && \text{si } Inc = 100412 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCInc157942} && \text{si } Inc = 157942 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCInc208237} && \text{si } Inc = 208237 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCInc245626} && \text{si } Inc = 245626 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCInc250_400} && \text{si } Inc > 250000 \text{ et } Inc < 400000 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCIncMore400} && \text{si } Inc > 400000 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-3.61261	0.65630	-5.50451
2	$\beta_{DeltaCInc42882}$	-0.08084	0.01593	-5.07349
3	$\beta_{DeltaCInc100412}$	-0.07724	0.00867	-8.90939
4	$\beta_{DeltaCInc157942}$	-0.07973	0.00559	-14.25232
5	$\beta_{DeltaCInc208237}$	-0.06516	0.00496	-13.13892
6	$\beta_{DeltaCInc245626}$	-0.06142	0.00514	-11.94302
7	$\beta_{DeltaCInc250_400}$	-0.04623	0.00490	-9.43520
8	$\beta_{DeltaCIncMore400}$	-0.06424	0.00869	-7.38938
9	β_{DeltaT}	-0.06790	0.00444	-15.30991
10	β_{Log_Income}	0.24134	0.05489	4.39707
11	β_{GL}	-0.36339	0.05486	-6.62349
12	β_{LL}	0.28165	0.05301	5.31277
13	β_{LG}	0.54129	0.05368	10.08344
14	β_{GGs}	0.39714	0.10599	3.74707
15	β_{GLs}	-0.12175	0.11558	-1.05333
16	β_{LLs}	0.30737	0.10642	2.88816
17	β_{LGs}	0.81646	0.10429	7.82849
18	β_{Empl_Pay}	0.65830	0.08197	8.03103
19	β_{Dist20_49}	0.35176	0.05589	6.29385
20	$\beta_{DistMore50}$	0.64833	0.06676	9.71088
21	$\beta_{CommEduc}$	0.10433	0.04226	2.46851
22	β_{Age46_55}	-0.25721	0.04839	-5.31528
23	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64687	0.04209	-15.36847
24	β_{Female}	-0.17054	0.03722	-4.58199
25	$\beta_{Internet}$	0.16279	0.04545	3.58177
26	$\beta_{Houseowner}$	0.19714	0.04566	4.31735
27	$\beta_{PercCong}$	0.48790	0.13327	3.66090
28	$\beta_{ArLess5}$	-0.31960	0.05376	-5.94449
29	β_{Ar5_20}	-0.42399	0.05834	-7.26817
30	$\beta_{ArMore20}$	-0.29169	0.05191	-5.61955

ρ^2	0.13633	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13355	$\mathcal{L}(\beta)$	-9310.77

Test du χ^2 entre ce modèle (2B) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2B})) > \chi_{(30-24)}^{2\ 0.95}$$

$$-2(-9338.3 + 9310.77) = 55.06 > 12.59$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1. La valeur absolue de β_{DeltaC} diminue de manière inversement proportionnelle au salaire, sauf pour les personnes gagnant plus de 400 000 Couronnes Danoises, mais cela peut s'expliquer par le faible nombre de réponses fournies dans cette gamme de salaires. Nous avons ensuite regroupé certains paramètres, en nous basant sur les résultats des tests de corrélation entre variables, afin de n'avoir plus que deux catégories de salaires.

8.4.3 Interaction avec $\beta_{DeltaCIncLess200}$ et $\beta_{DeltaCIncMore200}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCIncLess200} \quad \text{si } Inc < 200000$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCIncMore200} \quad \text{si } Inc > 200000$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-3.80936	0.52183	-7.30000
2	$\beta_{DeltaCIncLess200}$	-0.07800	0.00548	-14.23900
3	$\beta_{DeltaCIncMore200}$	-0.05795	0.00386	-15.02355
4	β_{DeltaT}	-0.06736	0.00442	-15.23894
5	β_{Log_Income}	0.25793	0.04366	5.90825
6	β_{GL}	-0.36300	0.05479	-6.62567
7	β_{LL}	0.28166	0.05295	5.31910
8	β_{LG}	0.54081	0.05360	10.08937
9	β_{GGs}	0.39833	0.10600	3.75799
10	β_{GLs}	-0.12177	0.11566	-1.05289
11	β_{LLs}	0.30702	0.10646	2.88403
12	β_{LGs}	0.81761	0.10426	7.84167
13	β_{Empl_Pay}	0.66228	0.08140	8.13578
14	β_{Dist20_49}	0.34551	0.05579	6.19253
15	$\beta_{DistMore50}$	0.64315	0.04168	-15.43144
16	$\beta_{CommEduc}$	0.10433	0.04226	2.46851
17	β_{Age46_55}	-0.25721	0.04839	-5.31528
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64687	0.04209	-15.36847
19	β_{Female}	-0.16901	0.03710	-4.55564
20	$\beta_{Internet}$	0.16196	0.04528	3.57672
21	$\beta_{Houseowner}$	0.20032	0.04549	4.40357
22	$\beta_{PercCong}$	0.48583	0.13307	3.65089
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.32372	0.05348	-6.05284
24	β_{Ar5_20}	-0.43181	0.05819	-7.42066
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.29538	0.05166	-5.71770

ρ^2	0.13532	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13300	$\mathcal{L}(\beta)$	-9321.66

Test du χ^2 entre ce modèle (2C) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2C})) > \chi_{(25-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9321.66) = 33.28 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Test du χ^2 entre ce modèle (2C) et le modèle 2B :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{2C}) - \mathcal{L}(\beta_{2B})) > \chi_{(30-25)}^2 0.95$$

$$-2(-9321.66 + 9310.77) = 21.78 > 11.07$$

Il vaudrait mieux, d'après ce test, choisir le modèle avec 7 catégories de revenus. Cela dit, comme expliqué dans le rapport, certaines valeurs de ce modèle n'ont que peu de sens et ne se justifient que par de l'*overfitting*.

8.4.4 Interaction avec $\beta_{DeltaCLowInc}$, $\beta_{DeltaCMedInc}$ et $\beta_{DeltaCHighInc}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCLowInc} \quad \text{si } LowIncGroup = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCMedInc} \quad \text{si } LowIncGroup = 0 \text{ et } HighIncome = 0$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCHighInc} \quad \text{si } HighIncGroup = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.76968	0.56365	-8.46209
2	$\beta_{DeltaCLowInc}$	-0.06823	0.01322	-5.15912
3	$\beta_{DeltaCMedInc}$	-0.06427	0.00388	-16.54835
4	$\beta_{DeltaCHighInc}$	-0.05478	0.00987	-5.55096
5	β_{DeltaT}	-0.06686	0.00438	-15.27713
6	β_{Log_Income}	0.33798	0.04722	7.15704
7	β_{GL}	-0.36148	0.05477	-6.60030
8	β_{LL}	0.28128	0.05288	5.31879
9	β_{LG}	0.54029	0.05352	10.09528
10	β_{GGs}	0.40268	0.10641	3.78413
11	β_{GLs}	-0.12791	0.11598	-1.10283
12	β_{LLs}	0.30352	0.10684	2.84104
13	β_{LGs}	0.82339	0.10466	7.86737
14	β_{Empl_Pay}	0.67737	0.08194	8.26643
15	β_{Dist20_49}	0.33186	0.05581	5.94577
16	$\beta_{DistMore50}$	0.63139	0.06678	9.45497
17	$\beta_{CommEduc}$	0.10591	0.04218	2.51073
18	β_{Age46_55}	-0.24816	0.04821	-5.14704
19	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64298	0.04170	-15.42032
20	β_{Female}	-0.17610	0.03709	-4.74810
21	$\beta_{Internet}$	0.16102	0.04534	3.55113
22	$\beta_{Houseowner}$	0.20303	0.04564	4.44874
23	$\beta_{PercCong}$	0.47299	0.13307	3.55433
24	$\beta_{ArLess5}$	-0.33789	0.05358	-6.30587
25	β_{Ar5_20}	-0.43725	0.05821	-7.51134
26	$\beta_{ArMore20}$	-0.29841	0.05181	-5.75969

ρ^2	0.13382	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13141	$\mathcal{L}(\beta)$	-9337.81

Test du χ^2 entre ce modèle (2D) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2D})) < \chi_{(26-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9337.81) = 0.98 < 5.99$$

Ce modèle n'est pas significativement différent de MR1.

8.4.5 Interaction avec $\beta_{DeltaCDistLess19}$, $\beta_{DeltaCDist20_49}$, $\beta_{DeltaCDist50_99}$ et $\beta_{DeltaCDistMore100}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\ \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\ \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\ \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\ \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\ \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\begin{array}{ll} \beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19} & \text{si } DistLess19 = 1 \\ \beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49} & \text{si } Dist20_49 = 1 \\ \beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99} & \text{si } Dist50_99 = 1 \\ \beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100} & \text{si } DistMore100 = 1 \end{array}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.45972	0.47677	-9.35396
2	$\beta_{DeltaCDistLess19}$	-0.20432	0.01849	-11.05002
3	$\beta_{DeltaCDist20_49}$	-0.10840	0.00697	-15.56176
4	$\beta_{DeltaCDist50_99}$	-0.05681	0.00437	-12.99538
5	$\beta_{DeltaCDistMore100}$	-0.04746	0.00357	-13.28407
6	β_{DeltaT}	-0.06178	0.00427	-14.46464
7	β_{Log_Income}	0.35160	0.03974	8.84698
8	β_{GL}	-0.35988	0.05495	-6.54923
9	β_{LL}	0.28910	0.05325	5.42867
10	β_{LG}	0.54250	0.05383	10.07816
11	β_{GGs}	0.23692	0.10822	2.18928
12	β_{GLs}	-0.12406	0.11758	-1.05513
13	β_{LLs}	0.29047	0.10877	2.67044
14	β_{LGs}	0.66765	0.10713	6.23233
15	β_{Empl_Pay}	0.66310	0.08275	8.01370
16	β_{Dist20_49}	0.12548	0.08201	1.52999
17	$\beta_{DistMore50}$	0.07697	0.08726	0.88208
18	$\beta_{CommEduc}$	0.11419	0.04279	2.66856
19	β_{Age46_55}	-0.26081	0.04863	-5.36317
20	$\beta_{AgeMore56}$	-0.65242	0.04184	-15.59446
21	β_{Female}	-0.17076	0.03739	-4.56767
22	$\beta_{Internet}$	0.15858	0.04588	3.45612
23	$\beta_{Houseowner}$	0.19956	0.04597	4.34114
24	$\beta_{PercCong}$	0.54910	0.13599	4.03779
25	$\beta_{ArLess5}$	-0.33806	0.05390	-6.27164
26	β_{Ar5_20}	-0.44842	0.05857	-7.65553
27	$\beta_{ArMore20}$	-0.31320	0.05206	-6.01568

ρ^2	0.14531	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.14281	$\mathcal{L}(\beta)$	-9213.99

Test du χ^2 entre ce modèle (2E) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2E})) > \chi_{(27-24)}^{2, 0.95}$$

$$-2(-9338.3 + 9213.99) = 248.62 > 7.81$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1. L'interaction avec la distance améliore nettement la qualité du modèle; la valeur absolue de $\mathcal{L}(\beta)$ est largement en dessous de 9300. Plus la distance parcourue est importante, plus la valeur absolue du coefficient est petite; gagner une minute sur un petit trajet peut sembler plus intéressant que sur un long trajet. Les tests de comparaison entre coefficients ont montré qu'il était peut-être possible de regrouper $\beta_{DeltaCDist50_99}$ et $\beta_{DeltaCDistMore100}$; le *t-test* vaut 2.2, ce qui n'est que légèrement supérieur à 1.96. Les paramètres (β_{Dist20_49} et $\beta_{DistMore50}$) ne sont plus significatifs.

8.4.6 Interaction avec $\beta_{DeltaCDistLess19}$, $\beta_{DeltaCDist20_49}$ et $\beta_{DeltaCDistMore50}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCDistLess19} & si \text{ DistLess19} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCDist20_49} & si \text{ Dist20_49} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCDistMore50} & si \text{ DistMore50} &= 1
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.48856	0.47706	-9.40874
2	$\beta_{DeltaCDistLess19}$	-0.20494	0.01849	-11.08460
3	$\beta_{DeltaCDist20_49}$	-0.10918	0.00697	-15.65756
4	$\beta_{DeltaCDistMore50}$	-0.05017	0.00342	-14.68579
5	β_{DeltaT}	-0.06336	0.00421	-15.03305
6	β_{Log_Income}	0.35401	0.03977	8.90264
7	β_{GL}	-0.35986	0.05493	-6.55158
8	β_{LL}	0.28957	0.05322	5.44136
9	β_{LG}	0.54297	0.05379	10.09399
10	β_{GGs}	0.23680	0.10822	2.18810
11	β_{GLs}	-0.12343	0.11759	-1.04963
12	β_{LLs}	0.29106	0.10877	2.67595
13	β_{LGs}	0.66758	0.10712	6.23204
14	β_{Empl_Pay}	0.67461	0.08259	8.16782
15	β_{Dist20_49}	0.12243	0.08203	1.49249
16	$\beta_{DistMore50}$	0.04552	0.08656	0.52586
17	$\beta_{CommEduc}$	0.10953	0.04273	2.56345
18	β_{Age46_55}	-0.25948	0.04860	-5.33931
19	$\beta_{AgeMore56}$	-0.65254	0.04183	-15.59987
20	β_{Female}	-0.17394	0.03734	-4.65891
21	$\beta_{Internet}$	0.15937	0.04590	3.47194
22	$\beta_{Houseowner}$	0.19853	0.04597	4.31869
23	$\beta_{PercCong}$	0.53968	0.13588	3.97171
24	$\beta_{ArLess5}$	-0.33859	0.05391	-6.28083
25	β_{Ar5_20}	-0.44891	0.05855	-7.66725
26	$\beta_{ArMore20}$	-0.31319	0.05205	-6.01659

ρ^2	0.14499	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.14258	$\mathcal{L}(\beta)$	-9217.47

Test du χ^2 entre ce modèle (2F) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2F})) > \chi_{(26-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9217.47) = 241.66 > 5.99$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Test du χ^2 entre ce modèle (2F) et le modèle 2E :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{2F}) - \mathcal{L}(\beta_{2E})) > \chi_{(27-26)}^2 0.95$$

$$-2(-9217.47 + 9213.99) = 6.96 > 3.84$$

Ce test montre qu'il vaut mieux définir quatre catégories de distances pour déterminer l'interaction avec le coût.

8.4.7 Interaction avec $\beta_{DeltaCCommuter}$, $\beta_{DeltaCEducation}$, $\beta_{DeltaCLeisure}$ et $\beta_{DeltaCMaintenance}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCCommuter} & si \text{ Commuter} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCEducation} & si \text{ Education} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCLeisure} & si \text{ Leisure} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCMaintenance} & si \text{ Maintenance} &= 1
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.84815	0.47688	-10.16637
2	$\beta_{DeltaCCommuter}$	-0.07424	0.00679	-10.94042
3	$\beta_{DeltaCEducation}$	-0.09412	0.01282	-7.34419
4	$\beta_{DeltaCLEisure}$	-0.05782	0.00417	-13.85021
5	$\beta_{DeltaCMaintenance}$	-0.06844	0.00526	-13.00186
6	β_{DeltaT}	-0.06541	0.00437	-14.96602
7	β_{Log_Income}	0.34400	0.03989	8.62456
8	β_{GL}	-0.36096	0.05484	-6.58227
9	β_{LL}	0.28280	0.05295	5.34069
10	β_{LG}	0.54226	0.05359	10.11815
11	β_{GGs}	0.39004	0.10674	3.65400
12	β_{GLs}	-0.12599	0.11626	-1.08373
13	β_{LLs}	0.30312	0.10696	2.83386
14	β_{LGs}	0.81247	0.10501	7.73695
15	β_{Empl_Pay}	0.71793	0.08336	8.61204
16	β_{Dist20_49}	0.32954	0.05655	5.82713
17	$\beta_{DistMore50}$	0.62389	0.06766	9.22060
18	$\beta_{CommEduc}$	0.19506	0.05666	3.44267
19	β_{Age46_55}	-0.25855	0.04834	-5.34873
20	$\beta_{AgeMore56}$	-0.65205	0.04186	-15.57845
21	β_{Female}	-0.17303	0.03706	-4.66866
22	$\beta_{Internet}$	0.15549	0.04565	3.40586
23	$\beta_{Houseowner}$	0.20268	0.04551	4.45347
24	$\beta_{PercCong}$	0.49369	0.13350	3.69806
25	$\beta_{ArLess5}$	-0.32438	0.05361	-6.05110
26	β_{Ar5_20}	-0.43152	0.05825	-7.40766
27	$\beta_{ArMore20}$	-0.29694	0.05179	-5.73349

ρ^2	0.13490	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13239	$\mathcal{L}(\beta)$	-9326.27

Test du χ^2 entre ce modèle (2G) et le modèle MR1 :

$$\begin{aligned}
 -2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2G})) &> \chi_{(27-24)}^{2, 0.95} \\
 -2(-9338.3 + 9326.27) &= 24.06 > 7.81
 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Les personnes réalisant un voyage à caractère loisif accordent peu d'importance au temps de celui-ci, à l'inverse des personnes se rendant à l'école ou l'université. Nous avons essayé de regrouper les paramètres $\beta_{DeltaCCommuter}$ et $\beta_{DeltaCEducation}$ d'une part et $\beta_{DeltaCLEisure}$ et $\beta_{DeltaCMaintenance}$ d'autre part.

8.4.8 Interaction avec $\beta_{DeltaCCommEduc}$ et $\beta_{DeltaCLeisMaint}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCCommEduc} \quad \text{si } Commuter = 1 \text{ ou } Education = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCLeisMaint} \quad \text{si } Leisure = 1 \text{ ou } Maintenance = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.94635	0.47193	-10.48117
2	$\beta_{DeltaCCommEduc}$	-0.07740	0.00662	-11.69949
3	$\beta_{DeltaCLeisMaint}$	-0.06062	0.00401	-15.13239
4	β_{DeltaT}	-0.06541	0.00437	-14.96602
5	β_{Log_Income}	0.35088	0.03950	8.88247
6	β_{GL}	-0.36103	0.05479	-6.58984
7	β_{LL}	0.28274	0.05291	5.34370
8	β_{LG}	0.54213	0.05357	10.11965
9	β_{GGs}	0.39440	0.10670	3.69616
10	β_{GLs}	-0.12976	0.11620	-1.11670
11	β_{LLs}	0.30131	0.10692	2.81817
12	β_{LGs}	0.81678	0.10499	7.77978
13	β_{Empl_Pay}	0.70391	0.08295	8.48636
14	β_{Dist20_49}	0.34169	0.05602	6.09932
15	$\beta_{DistMore50}$	0.64410	0.06708	9.60143
16	$\beta_{CommEduc}$	0.20564	0.05660	3.63337
17	β_{Age46_55}	-0.25122	0.04821	-5.21073
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64197	0.04165	-15.41351
19	β_{Female}	-0.17702	0.03705	-4.77811
20	$\beta_{Internet}$	0.14813	0.04543	3.26092
21	$\beta_{Houseowner}$	0.20290	0.04552	4.45710
22	$\beta_{PercCong}$	0.47566	0.13323	3.57013
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.33257	0.05346	-6.22066
24	β_{Ar5_20}	-0.43559	0.05821	-7.48274
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.30020	0.05179	-5.79692

ρ^2	0.13436	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13204	$\mathcal{L}(\beta)$	-9332.04

Test du χ^2 entre ce modèle (2H) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2H})) > \chi_{(25-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9332.04) = 5.9 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Test du χ^2 entre ce modèle (2H) et le modèle 2G :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{2H}) - \mathcal{L}(\beta_{2G})) > \chi_{(27-25)}^2 0.95$$

$$-2(-9332.04 + 9326.27) = 11.54 > 5.99$$

Il semble préférable de définir quatre catégories de buts de trajets pour définir l'interaction entre le coût et le but du trajet.

8.4.9 Interaction avec $\beta_{DeltaCAgeLess25}$, $\beta_{DeltaCAge26_35}$, $\beta_{DeltaCAge36_45}$, $\beta_{DeltaCAge46_55}$, $\beta_{DeltaCAge56_65}$ et $\beta_{DeltaCAgeMore66}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAgeLess25} \quad si \ AgeLess25 = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAge26_35} \quad si \ Age26_35 = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAge36_45} \quad si \ Age36_45 = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAge46_55} \quad si \ Age46_55 = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAge56_65} \quad si \ Age56_65 = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAgeMore66} \quad si \ AgeMore66 = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.57649	0.49617	-9.22355
2	$\beta_{DeltaCAgeLess25}$	-0.08161	0.01520	-5.36742
3	$\beta_{DeltaCAge26_35}$	-0.06187	0.00557	-11.10506
4	$\beta_{DeltaCAge36_45}$	-0.06214	0.00556	-11.17843
5	$\beta_{DeltaCAge46_55}$	-0.06372	0.00624	-10.21485
6	$\beta_{DeltaCAge56_65}$	-0.06211	0.00537	-11.56645
7	$\beta_{DeltaCAgeMore66}$	-0.08653	0.00863	-10.02314
8	β_{DeltaT}	-0.06771	0.00441	-15.34814
9	β_{Log_Income}	0.32217	0.04136	7.78906
10	β_{GL}	-0.36144	0.05482	-6.59305
11	β_{LL}	0.28168	0.05294	5.32071
12	β_{LG}	0.54043	0.05352	10.09780
13	β_{GGs}	0.40208	0.10626	3.78384
14	β_{GLs}	-0.12070	0.11591	-1.04129
15	β_{LLs}	0.30949	0.10675	2.89922
16	β_{LGs}	0.82259	0.10445	7.87567
17	β_{Empl_Pay}	0.67480	0.08191	8.23807
18	β_{Dist20_49}	0.33471	0.05578	6.00047
19	$\beta_{DistMore50}$	0.62673	0.06679	9.38323
20	$\beta_{CommEduc}$	0.10594	0.04232	2.50344
21	β_{Age46_55}	-0.24351	0.06554	-3.71514
22	$\beta_{AgeMore56}$	-0.60711	0.05607	-10.82765
23	β_{Female}	-0.18310	0.03713	-4.93145
24	$\beta_{Internet}$	0.15429	0.04556	3.38619
25	$\beta_{Houseowner}$	0.19561	0.04563	4.28650
26	$\beta_{PercCong}$	0.48911	0.13326	3.67020
27	$\beta_{ArLess5}$	-0.33964	0.05347	-6.35213
28	β_{Ar5_20}	-0.44387	0.05826	-7.61887
29	$\beta_{ArMore20}$	-0.30530	0.05193	-5.87942

ρ^2	0.13468	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13199	$\mathcal{L}(\beta)$	-9328.6

Test du χ^2 entre ce modèle (2I) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2I})) > \chi_{(29-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9328.6) = 19.4 > 11.07$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1. La valeur absolue de β_{DeltaC} est élevée pour les personnes les plus jeunes et les plus âgées. Cela peut se justifier par le fait que les plus jeunes ne sont pas encore entrés dans la vie active et doivent faire attention à leur argent ; de même, les personnes pensionnées ont également moins de revenus que les personnes actives et une remarque analogue peut être réalisée. Nous avons réalisé un autre modèle en regroupant les personnes âgées de 26 à 65 ans.

8.4.10 Interaction avec $\beta_{DeltaCAgeLess25}$, $\beta_{DeltaCAge26_65}$ et $\beta_{DeltaCAgeMore66}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAgeLess25} \quad \text{si } AgeLess25 = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAge26_65} \quad \text{si } Age26_65 = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCAgeMore66} \quad \text{si } AgeMore66 = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.57643	0.49480	-9.24900
2	$\beta_{DeltaCAgeLess25}$	-0.08180	0.01514	-5.40301
3	$\beta_{DeltaCAge26_65}$	-0.06242	0.00384	-16.25553
4	$\beta_{DeltaCAgeMore66}$	-0.08665	0.00844	-10.26131
5	β_{DeltaT}	-0.06772	0.00440	-15.39286
6	β_{Log_Income}	0.32236	0.04128	7.80851
7	β_{GL}	-0.36140	0.05482	-6.59258
8	β_{LL}	0.28173	0.05294	5.32159
9	β_{LG}	0.54054	0.05353	10.09772
10	β_{GGs}	0.40197	0.10625	3.78306
11	β_{GLs}	-0.12062	0.11590	-1.04075
12	β_{LLs}	0.30947	0.10675	2.89904
13	β_{LGs}	0.82261	0.10445	7.87601
14	β_{Empl_Pay}	0.67522	0.08188	8.24683
15	β_{Dist20_49}	0.33494	0.05575	6.00801
16	$\beta_{DistMore50}$	0.62699	0.06678	9.38866
17	$\beta_{CommEduc}$	0.10614	0.04224	2.51285
18	β_{Age46_55}	-0.25498	0.04847	-5.26060
19	$\beta_{AgeMore56}$	-0.60796	0.04405	-13.80314
20	β_{Female}	-0.18293	0.03711	-4.92986
21	$\beta_{Internet}$	0.15422	0.04556	3.38523
22	$\beta_{Houseowner}$	0.19571	0.04560	4.29211
23	$\beta_{PercCong}$	0.48891	0.13326	3.66891
24	$\beta_{ArLess5}$	-0.33997	0.05348	-6.35742
25	β_{Ar5_20}	-0.44393	0.05824	-7.62242
26	$\beta_{ArMore20}$	-0.30557	0.05181	-5.89802

ρ^2	0.13467	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13226	$\mathcal{L}(\beta)$	-9328.67

Test du χ^2 entre ce modèle (2J) et le modèle MR1 :

$$\begin{aligned}
 -2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2J})) &> \chi_{(26-24)}^2 0.95 \\
 -2(-9338.3 + 9328.67) &= 19.26 > 5.99
 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Test du χ^2 entre ce modèle (2J) et le modèle 2I :

$$\begin{aligned}
 -2(\mathcal{L}(\beta_{2J}) - \mathcal{L}(\beta_{2I})) &> \chi_{(29-26)}^2 0.95 \\
 -2(-9328.67 + 9328.6) &= 0.14 > 7.81
 \end{aligned}$$

Il semble préférable de définir trois catégories d'âges pour réaliser des interactions entre le coût et l'âge.

8.4.11 Interaction avec $\beta_{DeltaCMale}$ et $\beta_{DeltaCFemale}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCMale} & si \ Female = 0 \\
 \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCFemale} & si \ Female = 1
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.91594	0.47207	-10.41350
2	$\beta_{DeltaCMale}$	-0.06419	0.00384	-16.70499
3	$\beta_{DeltaCFemale}$	-0.06693	0.00535	-12.51212
4	β_{DeltaT}	-0.06677	0.00437	-15.27017
5	β_{Log_Income}	0.34942	0.03951	8.84397
6	β_{GL}	-0.36125	0.05478	-6.59429
7	β_{LL}	0.28113	0.05288	5.31676
8	β_{LG}	0.54075	0.05353	10.10267
9	β_{GGs}	0.40339	0.10639	3.79176
10	β_{GLs}	-0.12734	0.11600	-1.09777
11	β_{LLs}	0.30397	0.10686	2.84453
12	β_{LGs}	0.82394	0.10466	7.87283
13	β_{Empl_Pay}	0.67612	0.08195	8.25027
14	β_{Dist20_49}	0.33158	0.05581	5.94116
15	$\beta_{DistMore50}$	0.63059	0.06676	9.44511
16	$\beta_{CommEduc}$	0.10480	0.04216	2.48590
17	β_{Age46_55}	-0.24963	0.04821	-5.17820
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64228	0.04163	-15.42685
19	β_{Female}	-0.14915	0.05015	-2.97423
20	$\beta_{Internet}$	0.16027	0.04521	3.54498
21	$\beta_{Houseowner}$	0.20178	0.04548	4.43707
22	$\beta_{PercCong}$	0.47536	0.13311	3.57119
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.33555	0.05345	-6.27749
24	β_{Ar5_20}	-0.43601	0.05821	-7.49071
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.29758	0.05174	-5.75179

ρ^2	0.13383	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13151	$\mathcal{L}(\beta)$	-9337.8

Test du χ^2 entre ce modèle (2K) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2K})) < \chi_{(25-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9337.8) = 1.2 < 3.84$$

Ce modèle n'est pas significativement différent de MR1.

8.4.12 Interaction avec $\beta_{DeltaCInternetYes}$ et $\beta_{DeltaCInternetNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCInternetYes} \quad \text{si } Internet = 0$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCInternetNo} \quad \text{si } Internet = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.75373	0.47320	-10.04601
2	$\beta_{DeltaCInternetYes}$	-0.06059	0.00375	-16.13593
3	$\beta_{DeltaCInternetNo}$	-0.09767	0.01046	-9.33824
4	β_{DeltaT}	-0.06759	0.00439	-15.39193
5	β_{Log_Income}	0.34782	0.03958	8.78813
6	β_{GL}	-0.36288	0.05479	-6.62267
7	β_{LL}	0.28072	0.05294	5.30252
8	β_{LG}	0.53991	0.05356	10.08102
9	β_{GGs}	0.39318	0.10616	3.70365
10	β_{GLs}	-0.11880	0.11574	-1.02646
11	β_{LLs}	0.30777	0.10664	2.88595
12	β_{LGs}	0.81449	0.10437	7.80405
13	β_{Empl_Pay}	0.67121	0.08180	8.20527
14	β_{Dist20_49}	0.36246	0.05619	6.45051
15	$\beta_{DistMore50}$	0.65063	0.06693	9.72095
16	$\beta_{CommEduc}$	0.12440	0.04239	2.93440
17	β_{Age46_55}	-0.25252	0.04818	-5.24135
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.63906	0.04166	-15.33923
19	β_{Female}	-0.17680	0.03704	-4.77341
20	$\beta_{Internet}$	-0.03239	0.06520	-0.49673
21	$\beta_{Houseowner}$	0.19807	0.04548	4.35543
22	$\beta_{PercCong}$	0.48601	0.13352	3.64008
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.33700	0.05339	-6.31219
24	β_{Ar5_20}	-0.43755	0.05811	-7.52913
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.29561	0.05164	-5.72433

ρ^2	0.13548	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13316	$\mathcal{L}(\beta)$	-9319.97

Test du χ^2 entre ce modèle (2L) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2L})) > \chi_{(25-24)}^{2, 0.95}$$

$$-2(-9338.3 + 9319.97) = 36.66 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Les personnes ayant répondu à l'enquête via Internet accordent moins d'importance au coût que celles ayant été interrogées directement à leur domicile ou à l'école. Cela confirme peut-être que les personnes utilisant *Internet* sont plus riches que les autres.

Notons enfin que $\beta_{Internet}$ n'est pas significatif dans ce modèle.

8.4.13 Interaction avec $\beta_{DeltaCHouseownerYes}$ et $\beta_{DeltaCHouseownerNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCHouseownerYes} \quad \text{si } Houseowner = 0$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCHouseownerNo} \quad \text{si } Houseowner = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.87945	0.47234	-10.33033
2	$\beta_{DeltaCHouseownerYes}$	-0.06325	0.00393	-16.08365
3	$\beta_{DeltaCHouseownerNo}$	-0.06884	0.00755	-9.11476
4	β_{DeltaT}	-0.06682	0.00437	-15.30761
5	β_{Log_Income}	0.34978	0.03952	8.85070
6	β_{GL}	-0.36150	0.05476	-6.60155
7	β_{LL}	0.28119	0.05288	5.31739
8	β_{LG}	0.54007	0.05352	10.09058
9	β_{GGs}	0.40125	0.10649	3.76802
10	β_{GLs}	-0.12973	0.11598	-1.11855
11	β_{LLs}	0.30240	0.10687	2.82961
12	β_{LGs}	0.82198	0.10475	7.84700
13	β_{Empl_Pay}	0.67692	0.08194	8.26070
14	β_{Dist20_49}	0.33040	0.05579	5.92276
15	$\beta_{DistMore50}$	0.62965	0.06675	9.43370
16	$\beta_{CommEduc}$	0.10500	0.04217	2.48994
17	β_{Age46_55}	-0.24918	0.04820	-5.17021
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64231	0.04164	-15.42436
19	β_{Female}	-0.17477	0.03705	-4.71678
20	$\beta_{Internet}$	0.15866	0.04520	3.50981
21	$\beta_{Houseowner}$	0.16584	0.06410	2.58709
22	$\beta_{PercCong}$	0.47225	0.13307	3.54885
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.33604	0.05342	-6.29077
24	β_{Ar5_20}	-0.43728	0.05818	-7.51633
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.29764	0.05170	-5.75719

ρ^2	0.13384	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13152	$\mathcal{L}(\beta)$	-9337.65

Test du χ^2 entre ce modèle (2M) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2M})) < \chi_{(25-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9337.65) = 1.3 < 3.84$$

Ce modèle n'est pas significativement différent de MR1.

Les personnes locataires accordent plus d'importance au coût que les propriétaires.

8.4.14 Interaction avec $\beta_{DeltaCCoupNo}$, $\beta_{DeltaCCoupCh}$, $\beta_{DeltaCSingNo}$, $\beta_{DeltaCSingCh}$ et $\beta_{DeltaCOther}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\begin{aligned} \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCCoupNo} & si \text{ CoupNo} &= 1 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCCoupCh} & si \text{ CoupCh} &= 1 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCSingNo} & si \text{ SingNo} &= 1 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCSingCh} & si \text{ SingCh} &= 1 \\ \beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCOther} & si \text{ Other} &= 1 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.84911	0.47202	-10.27303
2	$\beta_{DeltaCCoupNo}$	-0.06140	0.00435	-14.11647
3	$\beta_{DeltaCCoupCh}$	-0.06291	0.00471	-13.35175
4	$\beta_{DeltaCSingNo}$	-0.07260	0.00659	-11.01870
5	$\beta_{DeltaCSingCh}$	-0.08395	0.01108	-7.57732
6	$\beta_{DeltaCOther}$	-0.06419	0.00384	-16.70499
7	β_{DeltaT}	-0.06644	0.00436	-15.22480
8	β_{Log_Income}	0.34691	0.03954	8.77259
9	β_{GL}	-0.36223	0.05480	-6.61012
10	β_{LL}	0.28186	0.05293	5.32527
11	β_{LG}	0.54114	0.05358	10.09889
12	β_{GGs}	0.40168	0.10645	3.77350
13	β_{GLs}	-0.12628	0.11600	-1.08864
14	β_{LLs}	0.30405	0.10688	2.84487
15	β_{LGs}	0.82221	0.10475	7.84950
16	β_{Empl_Pay}	0.68099	0.08229	8.27589
17	β_{Dist20_49}	0.33242	0.05584	5.95336
18	$\beta_{DistMore50}$	0.63346	0.06681	9.48156
19	$\beta_{CommEduc}$	0.10419	0.04227	2.46465
20	β_{Age46_55}	-0.25483	0.04873	-5.22905
21	$\beta_{AgeMore56}$	-0.65265	0.04552	-14.33689
22	β_{Female}	-0.17073	0.03724	-4.58463
23	$\beta_{Internet}$	0.15757	0.04529	3.47895
24	$\beta_{Houseowner}$	0.18291	0.04675	3.91284
25	$\beta_{PercCong}$	0.49555	0.13336	3.71603
26	$\beta_{ArLess5}$	-0.33642	0.05353	-6.28479
27	β_{Ar5_20}	-0.44458	0.05834	-7.62062
28	$\beta_{ArMore20}$	-0.30504	0.05180	-5.88932

ρ^2	0.13454	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13194	$\mathcal{L}(\beta)$	-9330.13

Test du χ^2 entre ce modèle (2N) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2N})) > \chi_{(28-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9330.13) = 16.34 > 9.49$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Les célibataires ayant un ou plusieurs enfant(s) sont ceux faisant le plus attention à leur argent. Ce n'est peut-être pas étonnant, car cela indiquerait qu'ils doivent payer une pension alimentaire par exemple.

8.4.15 Interaction avec $\beta_{DeltaCArLess5}$, $\beta_{DeltaCAr5_20}$, $\beta_{DeltaCAr20_50}$, $\beta_{DeltaCAr50_100}$, $\beta_{DeltaCArMore100}$ et $\beta_{DeltaCCopenhague}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
& \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
& \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
& \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
& \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
& \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
& \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCArLess5} & si \ ArLess5 &= 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAr5_20} & si \ Ar5_20 &= 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAr20_50} & si \ Ar20_50 &= 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCAr50_100} & si \ Ar50_100 &= 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCArMore100} & si \ ArMore100 &= 1 \\
\beta'_{DeltaC} &= \beta_{DeltaCCopenhague} & si \ Copenhague &= 1
\end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.94455	0.47394	-10.43292
2	$\beta_{DeltaCArLess5}$	-0.06638	0.00538	-12.33589
3	$\beta_{DeltaCAr5_20}$	-0.08314	0.00821	-10.12777
4	$\beta_{DeltaCAr20_50}$	-0.05302	0.00535	-9.91108
5	$\beta_{DeltaCAr50_100}$	-0.05398	0.00731	-7.38381
6	$\beta_{DeltaCArMore100}$	-0.08093	0.00875	-9.25317
7	$\beta_{DeltaCCopenhagen}$	-0.06084	0.00623	-9.76521
8	β_{DeltaT}	-0.06792	0.00437	-15.55196
9	β_{Log_Income}	0.34971	0.03958	8.83623
10	β_{GL}	-0.36282	0.05485	-6.61517
11	β_{LL}	0.28246	0.05300	5.32977
12	β_{LG}	0.54154	0.05366	10.09284
13	β_{GGs}	0.39629	0.10634	3.72669
14	β_{GLs}	-0.12911	0.11602	-1.11281
15	β_{LLs}	0.30054	0.10670	2.81682
16	β_{LGs}	0.81584	0.10448	7.80881
17	β_{Empl_Pay}	0.67123	0.08238	8.14768
18	β_{Dist20_49}	0.32490	0.05580	5.82280
19	$\beta_{DistMore50}$	0.62080	0.06687	9.28350
20	$\beta_{CommEduc}$	0.10938	0.04222	2.59074
21	β_{Age46_55}	-0.24962	0.04826	-5.17231
22	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64431	0.04171	-15.44654
23	β_{Female}	-0.18020	0.03716	-4.84906
24	$\beta_{Internet}$	0.17172	0.04524	3.79575
25	$\beta_{Houseowner}$	0.19764	0.04555	4.33869
26	$\beta_{PercCong}$	0.48832	0.13324	3.66502
27	$\beta_{ArLess5}$	-0.29198	0.07226	-4.04057
28	β_{Ar5_20}	-0.29167	0.08166	-3.57159
29	$\beta_{ArMore20}$	-0.30500	0.07068	-4.31494

ρ^2	0.13556	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13287	$\mathcal{L}(\beta)$	-9319.09

Test du χ^2 entre ce modèle (2O) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{2O})) > \chi_{(29-24)}^{2, 0.95}$$

$$-2(-9338.3 + 9319.09) = 38.42 > 11.07$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Les valeurs de β_{DeltaC} sont assez variables et ne suivent pas une réelle logique. Peut-être est-ce dû à de l'*overfitting*.

**8.4.16 Interaction avec $\beta_{DeltaCDistLess19IntYes}$, $\beta_{DeltaCDistLess19IntNo}$,
 $\beta_{DeltaCDist20_49IntYes}$, $\beta_{DeltaCDist20_49IntNo}$,
 $\beta_{DeltaCDist50_99IntYes}$, $\beta_{DeltaCDist50_99IntNo}$,
 $\beta_{DeltaCDistMore100IntYes}$ et $\beta_{DeltaCDistMore100IntNo}$**

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19IntYes}$	<i>si DistLess19 = 1 et Internet = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19IntNo}$	<i>si DistLess19 = 1 et Internet = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49IntYes}$	<i>si Dist20_49 = 1 et Internet = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49IntNo}$	<i>si Dist20_49 = 1 et Internet = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99IntYes}$	<i>si Dist50_99 = 1 et Internet = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99IntNo}$	<i>si Dist50_99 = 1 et Internet = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100IntYes}$	<i>si DistMore100 = 1 et Internet = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100IntNo}$	<i>si DistMore100 = 1 et Internet = 0</i>

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.46567	0.47766	-9.34902
2	$\beta_{\text{DeltaCDistLess19IntYes}}$	-0.21712	0.02413	-8.99797
3	$\beta_{\text{DeltaCDistLess19IntNo}}$	-0.19232	0.02225	-8.64363
4	$\beta_{\text{DeltaCDist20_49IntYes}}$	-0.11022	0.00794	-13.87385
5	$\beta_{\text{DeltaCDist20_49IntNo}}$	-0.10540	0.01099	-9.59207
6	$\beta_{\text{DeltaCDist50_99IntYes}}$	-0.05443	0.00435	-12.52291
7	$\beta_{\text{DeltaCDist50_99IntNo}}$	-0.11706	0.02248	-5.20694
8	$\beta_{\text{DeltaCDistMore100IntYes}}$	-0.04802	0.00364	-13.19842
9	$\beta_{\text{DeltaCDistMore100IntNo}}$	-0.04574	0.00894	-5.11402
10	β_{DeltaT}	-0.06227	0.00431	-14.44339
11	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.35141	0.03982	8.82430
12	β_{GL}	-0.36029	0.05498	-6.55321
13	β_{LL}	0.29012	0.05330	5.44343
14	β_{LG}	0.54412	0.05387	10.09974
15	β_{GGs}	0.24302	0.10818	2.24651
16	β_{GLs}	-0.11370	0.11749	-0.96779
17	β_{LLs}	0.29954	0.10885	2.75172
18	β_{LGs}	0.67252	0.10704	6.28264
19	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.66281	0.08316	7.97021
20	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.13002	0.08275	1.57121
21	$\beta_{\text{DistMore50}}$	0.08598	0.09042	0.95092
22	β_{CommEduc}	0.12922	0.04399	2.93758
23	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.26284	0.04868	-5.39910
24	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.64775	0.04186	-15.47491
25	β_{Female}	-0.17257	0.03743	-4.61025
26	β_{Internet}	0.16555	0.06844	2.41888
27	$\beta_{\text{Houseowner}}$	0.19868	0.04601	4.31789
28	β_{PercCong}	0.54680	0.13618	4.01523
29	β_{ArLess5}	-0.33625	0.05399	-6.22752
30	$\beta_{\text{Ar5_20}}$	-0.44671	0.05867	-7.61366
31	β_{ArMore20}	-0.31354	0.05210	-6.01758

ρ^2	0.14615	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.14328	$\mathcal{L}(\beta)$	-9204.9

Test du χ^2 entre ce modèle (2P) et le modèle avec l'interaction entre seulement le coût et la distance (2E) :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{2E}) - \mathcal{L}(\beta_{2P})) &> \chi_{(31-27)}^2 0.95 \\ -2(-9213.99 + 9204.9) &= 18.18 > 9.49 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que 2E.

Test du χ^2 entre ce modèle (2P) et le modèle avec l'interaction entre seulement le coût et *Internet* (2L) :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{2L}) - \mathcal{L}(\beta_{2P})) &> \chi_{(31-25)}^2 0.95 \\ -2(-9319.97 + 9204.9) &= 230.14 > 12.59 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que 2L.

8.4.17 Interaction avec $\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$, $\beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$,

$\beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$, $\beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$,

$\beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$, $\beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$,

$\beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$ **et** $\beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned} V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\ & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\ & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\ & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\ & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\ & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20 \end{aligned}$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPYes} \quad \text{si } DistLess19 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPNo} \quad \text{si } DistLess19 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPYes} \quad \text{si } Dist20_49 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPNo} \quad \text{si } Dist20_49 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPYes} \quad \text{si } Dist50_99 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPNo} \quad \text{si } Dist50_99 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPYes} \quad \text{si } DistMore100 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1$$

$$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPNo} \quad \text{si } DistMore100 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.44649	0.47752	-9.31161
2	$\beta_{\Delta CDistLess19EPYes}$	-0.04416	0.04959	-0.89033
3	$\beta_{\Delta CDistLess19EPNo}$	-0.21283	0.01801	-11.81929
4	$\beta_{\Delta CDist20_49EPYes}$	-0.07338	0.01574	-4.66107
5	$\beta_{\Delta CDist20_49EPNo}$	-0.11158	0.00732	-15.23319
6	$\beta_{\Delta CDist50_99EPYes}$	-0.03705	0.01224	-3.02756
7	$\beta_{\Delta CDist50_99EPNo}$	-0.05900	0.00463	-12.75483
8	$\beta_{\Delta CDistMore100EPYes}$	-0.03747	0.00537	-6.97857
9	$\beta_{\Delta CDistMore100EPNo}$	-0.04947	0.00396	-12.50854
10	$\beta_{\Delta T}$	-0.06227	0.00431	-14.44339
11	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.35141	0.03982	8.82430
12	β_{GL}	-0.35976	0.05486	-6.55760
13	β_{LL}	0.28985	0.05327	5.44097
14	β_{LG}	0.54302	0.05388	10.07846
15	β_{GGs}	0.23787	0.10826	2.19730
16	β_{GLs}	-0.11747	0.11802	-0.99533
17	β_{LLs}	0.29815	0.10922	2.72981
18	β_{LGs}	0.67067	0.10731	6.24976
19	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.40170	0.10401	3.86211
20	β_{Dist20_49}	0.12748	0.08069	1.57981
21	$\beta_{DistMore50}$	0.08750	0.08600	1.01748
22	β_{CommEduc}	0.11245	0.04273	2.63172
23	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.26349	0.04868	-5.41234
24	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.65617	0.04183	-15.68634
25	β_{Female}	-0.17183	0.03741	-4.59269
26	β_{Internet}	0.16099	0.04593	3.50466
27	$\beta_{\text{Houseowner}}$	0.20061	0.04602	4.35952
28	β_{PercCong}	0.55284	0.13601	4.06480
29	β_{ArLess5}	-0.33815	0.05400	-6.26226
30	$\beta_{\text{Ar5_20}}$	-0.44645	0.05863	-7.61407
31	β_{ArMore20}	-0.31249	0.05211	-5.99713

ρ^2	0.14622	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.14334	$\mathcal{L}(\beta)$	-9204.22

Test du χ^2 entre ce modèle (2Q) et le modèle avec l'interaction entre seulement le coût et la distance (2E) :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{2E}) - \mathcal{L}(\beta_{2Q})) &> \chi_{(31-27)}^2 0.95 \\ -2(-9213.99 + 9204.22) &= 19.54 > 9.49 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que 2E.

Test du χ^2 entre ce modèle (2Q) et le modèle avec l'interaction entre seulement le coût et *Empl_Pay* (2A) :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{2A}) - \mathcal{L}(\beta_{2Q})) &> \chi_{(31-25)}^2 0.95 \\ -2(-9328.42 + 9204.9) &= 247.04 > 12.59 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que 2A.

8.4.18 Interaction avec $\beta_{DeltaTEmpl_PayYes}$ et $\beta_{DeltaTEmpl_PayNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned} V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\ & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\ & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\ & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\ & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\ & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTEmpl_PayYes} & si \ Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTEmpl_PayNo} & si \ Empl_Pay = 0 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.88267	0.47139	-10.35799
2	β_{DeltaC}	-0.06549	0.00395	-16.60111
3	$\beta_{DeltaTEmpl_PayYes}$	-0.10227	0.01151	-8.88740
4	$\beta_{DeltaTEmpl_PayNo}$	-0.06479	0.00438	-14.77750
5	β_{Log_Income}	0.34954	0.03947	8.85508
6	β_{GL}	-0.36055	0.05481	-6.57777
7	β_{LL}	0.28108	0.05290	5.31377
8	β_{LG}	0.54060	0.05351	10.10287
9	β_{GGs}	0.39656	0.10644	3.72559
10	β_{GLs}	-0.13244	0.11585	-1.14323
11	β_{LLs}	0.29840	0.10681	2.79365
12	β_{LGs}	0.81759	0.10465	7.81287
13	β_{Empl_Pay}	0.28989	0.12982	2.23302
14	β_{Dist20_49}	0.33633	0.05571	6.03732
15	$\beta_{DistMore50}$	0.63760	0.06671	9.55779
16	$\beta_{CommEduc}$	0.10381	0.04217	2.46194
17	β_{Age46_55}	-0.24632	0.04816	-5.11450
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64243	0.04165	-15.42614
19	β_{Female}	-0.17560	0.03705	-4.73936
20	$\beta_{Internet}$	0.16319	0.04518	3.61243
21	$\beta_{Houseowner}$	0.20251	0.04552	4.44927
22	$\beta_{PercCong}$	0.48192	0.13319	3.61834
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.34542	0.05342	-6.46653
24	β_{Ar5_20}	-0.44417	0.05812	-7.64204
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.30743	0.05171	-5.94471

ρ^2	0.13462	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13230	$\mathcal{L}(\beta)$	-9329.28

Test du χ^2 entre ce modèle (3A) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3A})) > \chi_{(25-24)}^{2,0.95}$$

$$-2(-9338.3 + 9329.28) = 18.04 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

La valeur absolue de β_{DeltaT} est plus élevée lorsque l'employeur prend en charge le coût du trajet. Dans un tel contexte, l'automobiliste ne paie pas le trajet, le coût lui importe donc peu et par conséquent, le paramètre temporel va jouer un rôle important dans la décision.

**8.4.19 Interaction avec $\beta_{DeltaTInc42882}$, $\beta_{DeltaTInc100412}$, $\beta_{DeltaTInc157942}$,
 $\beta_{DeltaTInc208237}$, $\beta_{DeltaTInc245626}$, $\beta_{DeltaTInc250_400}$ et
 $\beta_{DeltaTIncMore400}$**

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\begin{aligned} \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc42882} && \text{si } Inc = 42882 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc100412} && \text{si } Inc = 100412 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc157942} && \text{si } Inc = 157942 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc208237} && \text{si } Inc = 208237 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc245626} && \text{si } Inc = 245626 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc250_400} && \text{si } Inc > 250000 \text{ et } Inc < 400000 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTIncMore400} && \text{si } Inc > 400000 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-3.15621	0.69324	-4.55282
2	β_{DeltaC}	-0.06550	0.00387	-16.91299
3	$\beta_{DeltaTInc42882}$	-0.04905	0.01036	-4.73720
4	$\beta_{DeltaTInc100412}$	-0.05535	0.00625	-8.85601
5	$\beta_{DeltaTInc157942}$	-0.06001	0.00523	-11.47753
6	$\beta_{DeltaTInc208237}$	-0.06797	0.00549	-12.38136
7	$\beta_{DeltaTInc245626}$	-0.07275	0.00675	-10.77354
8	$\beta_{DeltaTInc250_400}$	-0.09091	0.00731	-12.43217
9	$\beta_{DeltaTIncMore400}$	-0.06358	0.01217	-5.22292
10	β_{Log_Income}	0.20291	0.05812	3.49121
11	β_{GL}	-0.36259	0.05492	-6.60228
12	β_{LL}	0.28199	0.05300	5.32022
13	β_{LG}	0.54151	0.05362	10.09826
14	β_{GGs}	0.40511	0.10594	3.82377
15	β_{GLs}	-0.12089	0.11540	-1.04752
16	β_{LLs}	0.30822	0.10638	2.89737
17	β_{LGs}	0.82526	0.10424	7.91678
18	β_{Empl_Pay}	0.66226	0.08247	8.03067
19	β_{Dist20_49}	0.35448	0.05589	6.34231
20	$\beta_{DistMore50}$	0.65159	0.06686	9.74567
21	$\beta_{CommEduc}$	0.10525	0.04230	2.48828
22	β_{Age46_55}	-0.25592	0.04842	-5.28501
23	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64355	0.04200	-15.32392
24	β_{Female}	-0.16812	0.03718	-4.52128
25	$\beta_{Internet}$	0.15956	0.04533	3.51993
26	$\beta_{Houseowner}$	0.19744	0.04558	4.33178
27	$\beta_{PercCong}$	0.48880	0.13312	3.67197
28	$\beta_{ArLess5}$	-0.32437	0.05383	-6.02575
29	β_{Ar5_20}	-0.42751	0.05830	-7.33268
30	$\beta_{ArMore20}$	-0.29435	0.05202	-5.65889

ρ^2	0.13535	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13256	$\mathcal{L}(\beta)$	-9321.42

Test du χ^2 entre ce modèle (3B) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3B})) > \chi_{(30-24)}^{2\ 0.95}$$

$$-2(-9338.3 + 9321.42) = 33.76 > 12.59$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1. La valeur absolue de β_{DeltaT} augmente avec le salaire. Cette tendance est opposée à celle relative à β_{DeltaC} . La seule exception réside à nouveau pour les personnes gagnant plus de 400 000 Couronnes Danoises, mais peut s'expliquer par le faible nombre de réponses fournies dans cette gamme de salaires. Nous avons ensuite regroupé certains paramètres, en nous basant sur les résultats des tests de corrélation entre variables.

8.4.20 Interaction avec $\beta_{DeltaTIncLess200}$, $\beta_{DeltaTInc245626}$, $\beta_{DeltaTInc250_400}$ et $\beta_{DeltaTIncMore400}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTIncLess200} && \text{si } Inc < 200000 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc245626} && \text{si } Inc = 245626 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc250_400} && \text{si } Inc > 250000 \text{ et } Inc < 400000 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTIncMore400} && \text{si } Inc > 400000
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.02919	0.51297	-7.85459
2	β_{DeltaC}	-0.06506	0.00383	-16.99084
3	$\beta_{DeltaTIncLess200}$	-0.06214	0.00446	-13.92782
4	$\beta_{DeltaTInc245626}$	-0.07093	0.00656	-10.81745
5	$\beta_{DeltaTInc250_400}$	-0.08814	0.00692	-12.74173
6	$\beta_{DeltaTIncMore400}$	-0.06029	0.01182	-5.09889
7	β_{Log_Income}	0.27568	0.04305	6.40439
8	β_{GL}	-0.36271	0.05489	-6.60748
9	β_{LL}	0.28180	0.05298	5.31907
10	β_{LG}	0.54108	0.05361	10.09319
11	β_{GGs}	0.40416	0.10616	3.80716
12	β_{GLs}	-0.12394	0.11567	-1.07147
13	β_{LLs}	0.30640	0.10664	2.87331
14	β_{LGs}	0.82486	0.10445	7.89728
15	β_{Empl_Pay}	0.66395	0.08249	8.04847
16	β_{Dist20_49}	0.34623	0.05582	6.20250
17	$\beta_{DistMore50}$	0.64260	0.06680	9.62027
18	$\beta_{CommEduc}$	0.10741	0.04223	2.54342
19	β_{Age46_55}	-0.25513	0.04836	-5.27580
20	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64426	0.04170	-15.44971
21	β_{Female}	-0.17046	0.03711	-4.59367
22	$\beta_{Internet}$	0.15831	0.04520	3.50220
23	$\beta_{Houseowner}$	0.19765	0.04543	4.35049
24	$\beta_{PercCong}$	0.48470	0.13317	3.63978
25	$\beta_{ArLess5}$	-0.32327	0.05367	-6.02309
26	β_{Ar5_20}	-0.42416	0.05828	-7.27831
27	$\beta_{ArMore20}$	-0.29181	0.05198	-5.61387

ρ^2	0.13507	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13256	$\mathcal{L}(\beta)$	-9324.4

Test du χ^2 entre ce modèle (3C) et le modèle MR1 :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3C})) &> \chi_{(27-24)}^2 0.95 \\ -2(-9338.3 + 9324.4) &= 27.8 > 7.81 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Test du χ^2 entre ce modèle (3C) et le modèle 3B :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{3C}) - \mathcal{L}(\beta_{3B})) &< \chi_{(27-25)}^2 0.95 \\ -2(-9324.4 + 9321.42) &= 5.96 < 5.99 \end{aligned}$$

Le test du χ^2 ne permet pas de trancher entre ce modèle et le précédent, la *p-value* étant d'environ 0.05. Les résultats sont conformes aux prévisions avant regroupement. Notons que les tests de corrélation indiquent que $\beta_{DeltaTIncMore400}$ ne peut être regroupé avec les catégories inférieures, mais il n'est pas impossible que cette valeur étrangement faible soit due à de l'*overfitting*.

8.4.21 Interaction avec $\beta_{DeltaTLowInc}$, $\beta_{DeltaTMedInc}$ et $\beta_{DeltaTHighInc}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned} V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\ & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\ & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\ & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\ & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\ & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTLowInc} && \text{si } LowIncGroup = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTMedInc} && \text{si } LowIncGroup = 0 \text{ et } HighIncome = 0 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTHighInc} && \text{si } HighIncGroup = 1 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.83505	0.56734	-8.52236
2	β_{DeltaC}	-0.06423	0.00385	-16.66677
3	$\beta_{DeltaTLowInc}$	-0.06548	0.00961	-6.81587
4	$\beta_{DeltaTMedInc}$	-0.06684	0.00441	-15.13871
5	$\beta_{DeltaTHighInc}$	-0.07310	0.01539	-4.75011
6	β_{Log_Income}	0.34345	0.04757	7.21946
7	β_{GL}	-0.36156	0.05477	-6.60136
8	β_{LL}	0.28134	0.05288	5.32026
9	β_{LG}	0.54060	0.05351	10.10285
10	β_{GGs}	0.40323	0.10642	3.78909
11	β_{GLs}	-0.12803	0.11601	-1.10363
12	β_{LLs}	0.30347	0.10685	2.84021
13	β_{LGs}	0.82398	0.10466	7.87276
14	β_{Empl_Pay}	0.67735	0.08200	8.26013
15	β_{Dist20_49}	0.33118	0.05584	5.93054
16	$\beta_{DistMore50}$	0.63052	0.06684	9.43304
17	$\beta_{CommEduc}$	0.10565	0.04219	2.50410
18	β_{Age46_55}	-0.24865	0.04822	-5.15697
19	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64268	0.04170	-15.41278
20	β_{Female}	-0.17564	0.03709	-4.73498
21	$\beta_{Internet}$	0.16035	0.04532	3.53813
22	$\beta_{Houseowner}$	0.20253	0.04558	4.44295
23	$\beta_{PercCong}$	0.47342	0.13309	3.55701
24	$\beta_{ArLess5}$	-0.33705	0.05359	-6.28903
25	β_{Ar5_20}	-0.43693	0.05821	-7.50572
26	$\beta_{ArMore20}$	-0.29816	0.05181	-5.75505

ρ^2	0.13379	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13138	$\mathcal{L}(\beta)$	-9338.18

Test du χ^2 entre ce modèle (3D) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3D})) < \chi_{(26-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9338.18) = 0.24 < 5.99$$

Ce modèle n'est pas significativement différent de MR1.

8.4.22 Interaction avec $\beta_{DeltaTDistLess19}$, $\beta_{DeltaTDist20_49}$, $\beta_{DeltaTDist50_99}$ et $\beta_{DeltaTDistMore100}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTDistLess19} & si \text{ DistLess19} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTDist20_49} & si \text{ Dist20_49} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTDist50_99} & si \text{ Dist50_99} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTDistMore100} & si \text{ DistMore100} &= 1
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.65198	0.47708	-9.75092
2	β_{DeltaC}	-0.06445	0.00385	-16.74272
3	$\beta_{DeltaTDistLess19}$	-0.01163	0.01671	-0.69596
4	$\beta_{DeltaTDist20_49}$	-0.05884	0.00775	-7.59090
5	$\beta_{DeltaTDist50_99}$	-0.06948	0.00616	-11.28126
6	$\beta_{DeltaTDistMore100}$	-0.07057	0.00470	-15.02261
7	β_{Log_Income}	0.34928	0.03953	8.83527
8	β_{GL}	-0.36286	0.05484	-6.61685
9	β_{LL}	0.28227	0.05293	5.33321
10	β_{LG}	0.54195	0.05353	10.12456
11	β_{GGs}	0.37560	0.10658	3.52397
12	β_{GLs}	-0.15763	0.11586	-1.36045
13	β_{LLs}	0.27415	0.10713	2.55904
14	β_{LGs}	0.79610	0.10499	7.58256
15	β_{Empl_Pay}	0.67805	0.08240	8.22852
16	β_{Dist20_49}	0.13324	0.10392	1.28213
17	$\beta_{DistMore50}$	0.33759	0.10793	3.12785
18	$\beta_{CommEduc}$	0.10834	0.04226	2.56403
19	β_{Age46_55}	-0.25264	0.04827	-5.23338
20	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64443	0.04167	-15.46548
21	β_{Female}	-0.17175	0.03713	-4.62607
22	$\beta_{Internet}$	0.15896	0.04525	3.51300
23	$\beta_{Houseowner}$	0.19880	0.04554	4.36572
24	$\beta_{PercCong}$	0.51158	0.13402	3.81720
25	$\beta_{ArLess5}$	-0.33865	0.05345	-6.33545
26	β_{Ar5_20}	-0.43841	0.05823	-7.52867
27	$\beta_{ArMore20}$	-0.30282	0.05172	-5.85487

ρ^2	0.13444	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13193	$\mathcal{L}(\beta)$	-9331.22

Test du χ^2 entre ce modèle (3E) et le modèle MR1 :

$$\begin{aligned}
 & -2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3E})) > \chi_{(27-24)}^{2, 0.95} \\
 & -2(-9338.3 + 9331.22) = 14.16 > 7.81
 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1. Nous constatons que plus la distance est importante, plus la valeur absolue du coefficient lié à l'interaction avec le temps l'est aussi.

Notons que les paramètres β_{Dist20_49} et $\beta_{DeltaTDistLess19}$ ne sont pas significativement différent de 0. $\beta_{DeltaTDistLess19}$ ne peut pas être supprimé, mais les paramètres β_{DeltaT} pour des distances supérieures à 20 km peuvent être regroupés, c'est ce que nous avons fait ensuite. β_{Dist20_49} n'a pas été supprimé, afin de rester cohérents et pouvoir comparer ces deux modèles correctement.

8.4.23 Interaction avec $\beta_{DeltaTDistLess19}$ et $\beta_{DeltaTDistMore20}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaCDistLess19} & si \text{ DistLess19} &= 1 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTDistMore20} & si \text{ DistMore20} &= 1
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.66327	0.47720	-9.77218
2	β_{DeltaC}	-0.06449	0.00384	-16.78025
3	$\beta_{DeltaTDistLess19}$	-0.01179	0.01670	-0.70579
4	$\beta_{DeltaTDistMore20}$	-0.06865	0.00444	-15.44467
5	β_{Log_Income}	0.35036	0.03953	8.86222
6	β_{GL}	-0.36276	0.05482	-6.61763
7	β_{LL}	0.28226	0.05291	5.33453
8	β_{LG}	0.54139	0.05353	10.11470
9	β_{GGs}	0.37527	0.10660	3.52046
10	β_{GLs}	-0.15785	0.11588	-1.36223
11	β_{LLs}	0.27387	0.10711	2.55687
12	β_{LGs}	0.79576	0.10497	7.58055
13	β_{Empl_Pay}	0.67960	0.08211	8.27633
14	β_{Dist20_49}	0.06823	0.09543	0.71500
15	$\beta_{DistMore50}$	0.35768	0.10468	3.41678
16	$\beta_{CommEduc}$	0.10819	0.04220	2.56386
17	β_{Age46_55}	-0.25155	0.04827	-5.21125
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64519	0.04166	-15.48620
19	β_{Female}	-0.17256	0.03705	-4.65696
20	$\beta_{Internet}$	0.15910	0.04525	3.51615
21	$\beta_{Houseowner}$	0.19845	0.04551	4.36032
22	$\beta_{PercCong}$	0.49914	0.13371	3.73292
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.33873	0.05347	-6.33540
24	β_{Ar5_20}	-0.43835	0.05823	-7.52756
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.30193	0.05172	-5.83736

ρ^2	0.13432	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13200	$\mathcal{L}(\beta)$	-9332.45

Test du χ^2 entre ce modèle (3F) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3F})) > \chi_{(25-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9332.45) = 11.7 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Test du χ^2 entre ce modèle (3F) et le modèle 3E :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{3F}) - \mathcal{L}(\beta_{3E})) < \chi_{(26-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9332.45 + 9331.22) = 2.46 < 5.99$$

Il semble préférable de définir deux catégories de distances pour réaliser une interaction avec le temps.

8.4.24 Interaction avec $\beta_{DeltaTCommuter}$, $\beta_{DeltaTEducation}$, $\beta_{DeltaTLeisure}$ et $\beta_{DeltaTMaintenance}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\begin{aligned} \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTCommuter} & si \text{Commuter} &= 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTEducation} & si \text{Education} &= 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTLeisure} & si \text{Leisure} &= 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTMaintenance} & si \text{Maintenance} &= 1 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.83814	0.47737	-10.13494
2	β_{DeltaC}	-0.06438	0.00388	-16.61062
3	$\beta_{DeltaTCommuter}$	-0.07414	0.00817	-9.07261
4	$\beta_{DeltaTEducation}$	-0.06698	0.01159	-5.78001
5	$\beta_{DeltaTLeisure}$	-0.06641	0.00449	-14.77685
6	$\beta_{DeltaTMaintenance}$	-0.06468	0.00565	-11.44938
7	β_{Log_Income}	0.34493	0.03992	8.64085
8	β_{GL}	-0.36191	0.05478	-6.60641
9	β_{LL}	0.28104	0.05289	5.31340
10	β_{LG}	0.54048	0.05352	10.09915
11	β_{GGs}	0.40491	0.10642	3.80480
12	β_{GLs}	-0.12565	0.11598	-1.08336
13	β_{LLs}	0.30581	0.10682	2.86303
14	β_{LGs}	0.82534	0.10459	7.89088
15	β_{Empl_Pay}	0.67073	0.08249	8.13107
16	β_{Dist20_49}	0.32106	0.05643	5.68944
17	$\beta_{DistMore50}$	0.61693	0.06769	9.11397
18	$\beta_{CommEduc}$	0.05461	0.06687	0.81664
19	β_{Age46_55}	-0.25168	0.04831	-5.21013
20	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64536	0.04182	-15.43279
21	β_{Female}	-0.17255	0.03707	-4.65493
22	$\beta_{Internet}$	0.16755	0.04571	3.66547
23	$\beta_{Houseowner}$	0.20209	0.04544	4.44705
24	$\beta_{PercCong}$	0.47832	0.13341	3.58540
25	$\beta_{ArLess5}$	-0.33703	0.05361	-6.28633
26	β_{Ar5_20}	-0.43666	0.05820	-7.50266
27	$\beta_{ArMore20}$	-0.29621	0.05175	-5.72385

ρ^2	0.13386	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13136	$\mathcal{L}(\beta)$	-9337.39

Test du χ^2 entre ce modèle (3G) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3G})) < \chi_{(27-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9337.39) = 1.82 < 7.81$$

Ce modèle n'est pas significativement différent de MR1. Notons pour l'anecdote que $\beta_{CommEduc}$ n'est pas significatif dans ce modèle.

8.4.25 Interaction avec $\beta_{DeltaTAgeLess25}$, $\beta_{DeltaTAge26_35}$,
 $\beta_{DeltaTAge36_45}$, $\beta_{DeltaTAge46_55}$, $\beta_{DeltaTAge56_65}$ **et**
 $\beta_{DeltaTAgeMore66}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\begin{array}{ll} \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAgeLess25} & \text{si } AgeLess25 = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAge26_35} & \text{si } Age26_35 = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAge36_45} & \text{si } Age36_45 = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAge46_55} & \text{si } Age46_55 = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAge56_65} & \text{si } Age56_65 = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAgeMore66} & \text{si } AgeMore66 = 1 \end{array}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.76130	0.49349	-9.64819
2	β_{DeltaC}	-0.06531	0.00391	-16.68457
3	$\beta_{DeltaTAgeLess25}$	-0.06946	0.01124	-6.18083
4	$\beta_{DeltaTAge26_35}$	-0.07788	0.00715	-10.89233
5	$\beta_{DeltaTAge36_45}$	-0.07147	0.00635	-11.24668
6	$\beta_{DeltaTAge46_55}$	-0.07498	0.00773	-9.70249
7	$\beta_{DeltaTAge56_65}$	-0.06498	0.00526	-12.34208
8	$\beta_{DeltaTAgeMore66}$	-0.04749	0.00656	-7.24046
9	β_{Log_Income}	0.33430	0.04113	8.12874
10	β_{GL}	-0.36217	0.05486	-6.60191
11	β_{LL}	0.28139	0.05293	5.31657
12	β_{LG}	0.54084	0.05353	10.10252
13	β_{GGs}	0.40826	0.10610	3.84807
14	β_{GLs}	-0.11875	0.11568	-1.02661
15	β_{LLs}	0.31049	0.10655	2.91405
16	β_{LGs}	0.82790	0.10431	7.93673
17	β_{Empl_Pay}	0.67481	0.08209	8.22059
18	β_{Dist20_49}	0.34010	0.05571	6.10458
19	$\beta_{DistMore50}$	0.62840	0.06674	9.41520
20	$\beta_{CommEduc}$	0.10535	0.04233	2.48860
21	β_{Age46_55}	-0.25768	0.07792	-3.30704
22	$\beta_{AgeMore56}$	-0.52655	0.06386	-8.24497
23	β_{Female}	-0.18126	0.03715	-4.87930
24	$\beta_{Internet}$	0.14977	0.04548	3.29324
25	$\beta_{Houseowner}$	0.20143	0.04572	4.40587
26	$\beta_{PercCong}$	0.48669	0.13343	3.64749
27	$\beta_{ArLess5}$	-0.34008	0.05341	-6.36728
28	β_{Ar5_20}	-0.44353	0.05830	-7.60802
29	$\beta_{ArMore20}$	-0.30709	0.05196	-5.91054

ρ^2	0.13465	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13196	$\mathcal{L}(\beta)$	-9328.95

Test du χ^2 entre ce modèle (3H) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3H})) > \chi_{(29-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9328.95) = 18.7 > 11.07$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

La valeur absolue de β_{DeltaT} diminue de manière générale avec l'âge, mais est aussi assez faible pour les personnes âgées de moins de 25 ans. Il est clair que les personnes âgées, surtout lorsqu'elles sont pensionnées, ne sont guère pressées et le sont en tout cas moins que les personnes actives. Les tranches d'âges de 25 à 55 ans peuvent être regroupées.

8.4.26 Interaction avec $\beta_{DeltaTAgeLess25}$, $\beta_{DeltaTAge26_55}$, $\beta_{DeltaTAge56_65}$ et $\beta_{DeltaTAgeMore66}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{array}{ll}
 \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAgeLess25} & si \ AgeLess25 = 1 \\
 \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAge26_55} & si \ Age26_55 = 1 \\
 \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAge56_65} & si \ Age56_65 = 1 \\
 \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAgeMore66} & si \ AgeMore66 = 1
 \end{array}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.73337	0.49262	-9.60858
2	β_{DeltaC}	-0.06528	0.00391	-16.68956
3	$\beta_{DeltaTAgeLess25}$	-0.06933	0.01111	-6.24172
4	$\beta_{DeltaTAge26_55}$	-0.07423	0.00546	-13.59909
5	$\beta_{DeltaTAge56_65}$	-0.06496	0.00526	-12.33916
6	$\beta_{DeltaTAgeMore66}$	-0.04747	0.00656	-7.23743
7	β_{Log_Income}	0.33181	0.04107	8.07960
8	β_{GL}	-0.36244	0.05486	-6.60629
9	β_{LL}	0.28130	0.05292	5.31589
10	β_{LG}	0.54066	0.05354	10.09904
11	β_{GGs}	0.40775	0.10608	3.84378
12	β_{GLs}	-0.11938	0.11568	-1.03201
13	β_{LLs}	0.30980	0.10652	2.90832
14	β_{LGs}	0.82723	0.10431	7.93063
15	β_{Empl_Pay}	0.67579	0.08205	8.23672
16	β_{Dist20_49}	0.33832	0.05569	6.07541
17	$\beta_{DistMore50}$	0.62800	0.06675	9.40833
18	$\beta_{CommEduc}$	0.10727	0.04228	2.53696
19	β_{Age46_55}	-0.24936	0.04866	-5.12481
20	$\beta_{AgeMore56}$	-0.52424	0.06080	-8.62243
21	β_{Female}	-0.18052	0.03713	-4.86173
22	$\beta_{Internet}$	0.15088	0.04548	3.31752
23	$\beta_{Houseowner}$	0.19853	0.04564	4.34967
24	$\beta_{PercCong}$	0.48806	0.13340	3.65857
25	$\beta_{ArLess5}$	-0.33907	0.05340	-6.34984
26	β_{Ar5_20}	-0.44222	0.05825	-7.59142
27	$\beta_{ArMore20}$	-0.30462	0.05183	-5.87736

ρ^2	0.13458	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.132076	$\mathcal{L}(\beta)$	-9329.67

Test du χ^2 entre ce modèle (3I) et le modèle MR1 :

$$\begin{aligned}
 -2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3I})) &> \chi_{(27-24)}^{2 \ 0.95} \\
 -2(-9338.3 + 9329.67) &= 17.26 > 7.81
 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Test du χ^2 entre ce modèle (3I) et le modèle 3H :

$$\begin{aligned}
 -2(\mathcal{L}(\beta_{3I}) - \mathcal{L}(\beta_{3H})) &< \chi_{(29-27)}^{2 \ 0.95} \\
 -2(-9329.67 + 9328.95) &= 1.44 < 5.99
 \end{aligned}$$

Il semble préférable de définir quatre catégories d'âges dans ce contexte, les analyses du modèle précédent restent vraies dans ce contexte.

8.4.27 Interaction avec $\beta_{DeltaTMale}$ et $\beta_{DeltaTFemale}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTMale} \quad \text{si Female} = 0$$

$$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTFemale} \quad \text{si Female} = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.90555	0.47169	-10.39990
2	β_{DeltaC}	-0.06418	0.00384	-16.70937
3	$\beta_{DeltaTMale}$	-0.06663	0.00465	-14.31581
4	$\beta_{DeltaTFemale}$	-0.06736	0.00604	-11.16144
5	β_{Log_Income}	0.34956	0.03952	8.84595
6	β_{GL}	-0.36149	0.05477	-6.60061
7	β_{LL}	0.28144	0.05288	5.32204
8	β_{LG}	0.54060	0.05352	10.10144
9	β_{GGs}	0.40321	0.10645	3.78763
10	β_{GLs}	-0.12827	0.11604	-1.10537
11	β_{LLs}	0.30335	0.10687	2.83849
12	β_{LGs}	0.82403	0.10468	7.87180
13	β_{Empl_Pay}	0.67760	0.08199	8.26452
14	β_{Dist20_49}	0.33029	0.05582	5.91693
15	$\beta_{DistMore50}$	0.62921	0.06678	9.42201
16	$\beta_{CommEduc}$	0.10585	0.04216	2.51055
17	β_{Age46_55}	-0.24936	0.04820	-5.17306
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64240	0.04164	-15.42739
19	β_{Female}	-0.18090	0.05769	-3.13578
20	$\beta_{Internet}$	0.15940	0.04522	3.52536
21	$\beta_{Houseowner}$	0.20218	0.04547	4.44662
22	$\beta_{PercCong}$	0.47291	0.13314	3.55210
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.33654	0.05347	-6.29419
24	β_{Ar5_20}	-0.43714	0.05824	-7.50653
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.29845	0.05175	-5.76738

ρ^2	0.13378	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13146	$\mathcal{L}(\beta)$	-9338.29

Test du χ^2 entre ce modèle (3J) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3J})) < \chi_{(25-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9338.29) = 0.02 < 3.84$$

Ce modèle n'est pas significativement différent de MR1.

8.4.28 Interaction avec $\beta_{DeltaTInternetYes}$ et $\beta_{DeltaTInternetNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInternetYes} \quad \text{si } Internet = 0$$

$$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInternetNo} \quad \text{si } Internet = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.75874	0.47359	-10.04831
2	β_{DeltaC}	-0.06475	0.00387	-16.71192
3	$\beta_{DeltaTInternetYes}$	-0.07088	0.00470	-15.07124
4	$\beta_{DeltaTInternetNo}$	-0.04721	0.00723	-6.52984
5	β_{Log_Income}	0.34629	0.03953	8.75936
6	β_{GL}	-0.36183	0.05483	-6.59894
7	β_{LL}	0.28143	0.05293	5.31692
8	β_{LG}	0.54079	0.05355	10.09899
9	β_{GGs}	0.40591	0.10619	3.82246
10	β_{GLs}	-0.12323	0.11567	-1.06535
11	β_{LLs}	0.30706	0.10656	2.88157
12	β_{LGs}	0.82581	0.10440	7.91025
13	β_{Empl_Pay}	0.67518	0.08200	8.23423
14	β_{Dist20_49}	0.35700	0.05619	6.35380
15	$\beta_{DistMore50}$	0.64916	0.06694	9.69815
16	$\beta_{CommEduc}$	0.12025	0.04239	2.83680
17	β_{Age46_55}	-0.25115	0.04823	-5.20703
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.63802	0.04166	-15.31458
19	β_{Female}	-0.17631	0.03704	-4.76018
20	$\beta_{Internet}$	-0.00343	0.06699	-0.05124
21	$\beta_{Houseowner}$	0.19682	0.04548	4.32714
22	$\beta_{PercCong}$	0.48479	0.13339	3.63431
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.33920	0.05345	-6.34646
24	β_{Ar5_20}	-0.43683	0.05819	-7.50749
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.29594	0.05171	-5.72264

ρ^2	0.13434	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13203	$\mathcal{L}(\beta)$	-9332.21

Test du χ^2 entre ce modèle (3K) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3K})) > \chi_{(25-24)}^{2, 0.95}$$

$$-2(-9338.3 + 9332.21) = 12.18 > 3.84$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Les personnes ayant répondu à l'enquête via l'Internet accordent plus d'importance au temps que celles ayant été interrogées dans des écoles ou à leur domicile. Nous pouvons supposer une telle tendance, car elles accordent aussi moins d'importance au coût et le coefficient $\beta_{Internet}$ dans le modèle sans interaction était également positif.

Notons enfin que $\beta_{Internet}$ n'est pas différent de 0 dans le modèle.

8.4.29 Interaction avec $\beta_{DeltaTHouseownerYes}$ et $\beta_{DeltaTHouseownerNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTHouseownerYes} \quad \text{si Houseowner} = 0$$

$$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTHouseownerNo} \quad \text{si Houseowner} = 1$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.89684	0.47333	-10.34552
2	β_{DeltaC}	-0.06420	0.00384	-16.69764
3	$\beta_{DeltaTHouseownerYes}$	-0.06715	0.00457	-14.69252
4	$\beta_{DeltaTHouseownerNo}$	-0.06552	0.00721	-9.08284
5	β_{Log_Income}	0.34957	0.03951	8.84744
6	β_{GL}	-0.36150	0.05477	-6.60081
7	β_{LL}	0.28146	0.05288	5.32268
8	β_{LG}	0.54065	0.05351	10.10308
9	β_{GGs}	0.40283	0.10648	3.78329
10	β_{GLs}	-0.12870	0.11603	-1.10920
11	β_{LLs}	0.30298	0.10689	2.83449
12	β_{LGs}	0.82358	0.10472	7.86441
13	β_{Empl_Pay}	0.67728	0.08197	8.26286
14	β_{Dist20_49}	0.33039	0.05579	5.92215
15	$\beta_{DistMore50}$	0.62949	0.06675	9.43037
16	$\beta_{CommEduc}$	0.10547	0.04217	2.50121
17	β_{Age46_55}	-0.24930	0.04820	-5.17181
18	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64244	0.04164	-15.42825
19	β_{Female}	-0.17509	0.03705	-4.72602
20	$\beta_{Internet}$	0.15911	0.04522	3.51825
21	$\beta_{Houseowner}$	0.18909	0.07138	2.64902
22	$\beta_{PercCong}$	0.47310	0.13310	3.55453
23	$\beta_{ArLess5}$	-0.33616	0.05342	-6.29292
24	β_{Ar5_20}	-0.43695	0.05817	-7.51138
25	$\beta_{ArMore20}$	-0.29793	0.05169	-5.76337

ρ^2	0.13378	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13146	$\mathcal{L}(\beta)$	-9338.26

Test du χ^2 entre ce modèle (3L) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3L})) < \chi_{(25-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9338.26) = 0.08 < 3.84$$

Ce modèle n'est pas significativement différent de MR1.

8.4.30 Interaction avec $\beta_{DeltaTCoupNo}$, $\beta_{DeltaTCoupCh}$, $\beta_{DeltaTSingNo}$, $\beta_{DeltaTSingCh}$ et $\beta_{DeltaTOther}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55+} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$$\begin{aligned} \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTCoupNo} & si \ CoupNo = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTCoupCh} & si \ CoupCh = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTSingNo} & si \ SingNo = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTSingCh} & si \ SingCh = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTOther} & si \ Other = 1 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-4.88023	0.47298	-10.31813
2	β_{DeltaC}	-0.06438	0.00385	-16.74067
3	$\beta_{DeltaTCoupNo}$	-0.06701	0.00456	-14.70213
4	$\beta_{DeltaTCoupCh}$	-0.07035	0.00545	-12.89950
5	$\beta_{DeltaTSingNo}$	-0.06250	0.00638	-9.79588
6	$\beta_{DeltaTSingCh}$	-0.05034	0.01054	-4.77439
7	$\beta_{DeltaTOther}$	-0.04727	0.01442	-3.27777
8	β_{Log_Income}	0.34811	0.03961	8.78841
9	β_{GL}	-0.36165	0.05478	-6.60181
10	β_{LL}	0.28181	0.05291	5.32656
11	β_{LG}	0.54117	0.05355	10.10646
12	β_{GGs}	0.40365	0.10638	3.79440
13	β_{GLs}	-0.12717	0.11596	-1.09665
14	β_{LLs}	0.30455	0.10682	2.85101
15	β_{LGs}	0.82416	0.10465	7.87531
16	β_{Empl_Pay}	0.67764	0.08204	8.26009
17	β_{Dist20_49}	0.33069	0.05580	5.92669
18	$\beta_{DistMore50}$	0.63188	0.06679	9.46065
19	$\beta_{CommEduc}$	0.10594	0.04224	2.50792
20	β_{Age46_55}	-0.24557	0.04876	-5.03656
21	$\beta_{AgeMore56}$	-0.63000	0.04665	-13.50604
22	β_{Female}	-0.16953	0.03729	-4.54666
23	$\beta_{Internet}$	0.15942	0.04525	3.52268
24	$\beta_{Houseowner}$	0.17904	0.04702	3.80739
25	$\beta_{PercCong}$	0.49359	0.13313	3.70749
26	$\beta_{ArLess5}$	-0.33279	0.05347	-6.22438
27	β_{Ar5_20}	-0.43927	0.05833	-7.53107
28	$\beta_{ArMore20}$	-0.29956	0.05179	-5.78470

ρ^2	0.13412	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13152	$\mathcal{L}(\beta)$	-9334.61

Test du χ^2 entre ce modèle (3M) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3M})) < \chi_{(28-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9334.61) = 7.38 < 9.49$$

Ce modèle n'est pas significativement différent de MR1.

8.4.31 Interaction avec $\beta_{DeltaTArLess5}$, $\beta_{DeltaTAr5_20}$, $\beta_{DeltaTAr20_50}$, $\beta_{DeltaTAr50_100}$, $\beta_{DeltaTArMore100}$ et $\beta_{DeltaTCopenhague}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
& \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
& \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
& \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
& \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
& \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
& \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTArLess5} & si \ ArLess5 &= 1 \\
\beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTAr5_20} & si \ Ar5_20 &= 1 \\
\beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTAr20_50} & si \ Ar20_50 &= 1 \\
\beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTAr50_100} & si \ Ar50_100 &= 1 \\
\beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTArMore100} & si \ ArMore100 &= 1 \\
\beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTCopenhague} & si \ Copenhague &= 1
\end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-5.02991	0.47611	-10.56469
2	β_{DeltaC}	-0.06524	0.00387	-16.85817
3	$\beta_{DeltaTArLess5}$	-0.06791	0.00622	-10.91881
4	$\beta_{DeltaTAr5_20}$	-0.04362	0.00729	-5.98442
5	$\beta_{DeltaTAr20_50}$	-0.07944	0.00645	-12.32303
6	$\beta_{DeltaTAr50_100}$	-0.07996	0.00762	-10.49358
7	$\beta_{DeltaTArMore100}$	-0.05510	0.00701	-7.86510
8	$\beta_{DeltaTCopenhagen}$	-0.08074	0.00745	-10.84237
9	β_{Log_Income}	0.35037	0.03962	8.84226
10	β_{GL}	-0.36321	0.05493	-6.61251
11	β_{LL}	0.28043	0.05304	5.28717
12	β_{LG}	0.54099	0.05366	10.08100
13	β_{GGs}	0.39437	0.10632	3.70915
14	β_{GLs}	-0.13497	0.11590	-1.16453
15	β_{LLs}	0.29596	0.10661	2.77599
16	β_{LGs}	0.81413	0.10441	7.79720
17	β_{Empl_Pay}	0.67877	0.08254	8.22333
18	β_{Dist20_49}	0.32289	0.05580	5.78625
19	$\beta_{DistMore50}$	0.61678	0.06691	9.21819
20	$\beta_{CommEduc}$	0.11045	0.04220	2.61702
21	β_{Age46_55}	-0.24616	0.04820	-5.10672
22	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64087	0.04174	-15.35345
23	β_{Female}	-0.17720	0.03718	-4.76656
24	$\beta_{Internet}$	0.17468	0.04533	3.85317
25	$\beta_{Houseowner}$	0.19599	0.04565	4.29308
26	$\beta_{PercCong}$	0.49691	0.13327	3.72855
27	$\beta_{ArLess5}$	-0.22353	0.08411	-2.65757
28	β_{Ar5_20}	-0.13245	0.09219	-1.43678
29	$\beta_{ArMore20}$	-0.23913	0.08247	-2.89945

ρ^2	0.13572	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13303	$\mathcal{L}(\beta)$	-9317.38

Test du χ^2 entre ce modèle (3N) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3N})) > \chi_{(29-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9317.38) = 41.84 > 11.07$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Les valeurs de β_{DeltaT} sont assez variables et ne suivent pas une réelle logique, un peu à l'instar de β_{DeltaC} lorsqu'il interagit aussi avec les tailles de villes. Peut-être est-ce dû à de l'*overfitting*. Quoi qu'il en soit, nous avons regroupé $\beta_{DeltaTAr20_50}$ et $\beta_{DeltaTAr50_100}$. Dans ce modèle comme dans le suivant, β_{Ar5_20} n'est plus significatif.

8.4.32 Interaction avec $\beta_{DeltaTArLess5}$, $\beta_{DeltaTAr5_20}$, $\beta_{DeltaTAr20_100}$, $\beta_{DeltaTArMore100}$ et $\beta_{DeltaTCopenhagen}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned}
 V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\
 & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\
 & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\
 & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\
 & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\
 & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\
 & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTArLess5} & si \ ArLess5 &= 1 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTAr5_20} & si \ Ar5_20 &= 1 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTAr20_100} & si \ Ar20_100 &= 1 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTArMore100} & si \ ArMore100 &= 1 \\
 \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTCopenhagen} & si \ Copenhagen &= 1
 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-5.03039	0.47609	-10.56608
2	β_{DeltaC}	-0.06524	0.00387	-16.86560
3	$\beta_{DeltaTArLess5}$	-0.06791	0.00622	-10.92002
4	$\beta_{DeltaTAr5_20}$	-0.04362	0.00729	-5.98463
5	$\beta_{DeltaTAr20_100}$	-0.07963	0.00594	-13.40846
6	$\beta_{DeltaTArMore100}$	-0.05509	0.00701	-7.86423
7	$\beta_{DeltaTCopenhagen}$	-0.08074	0.00745	-10.84306
8	β_{Log_Income}	0.35042	0.03962	8.84392
9	β_{GL}	-0.36321	0.05493	-6.61251
10	β_{LL}	0.28041	0.05304	5.28684
11	β_{LG}	0.54097	0.05366	10.08168
12	β_{GGs}	0.39431	0.10632	3.70857
13	β_{GLs}	-0.13502	0.11590	-1.16491
14	β_{LLs}	0.29591	0.10661	2.77554
15	β_{LGs}	0.81405	0.10441	7.79641
16	β_{Empl_Pay}	0.67883	0.08253	8.22574
17	β_{Dist20_49}	0.32290	0.05580	5.78684
18	$\beta_{DistMore50}$	0.61677	0.06691	9.21817
19	$\beta_{CommEduc}$	0.11036	0.04218	2.61614
20	β_{Age46_55}	-0.24619	0.04821	-5.10719
21	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64094	0.04173	-15.35806
22	β_{Female}	-0.17718	0.03717	-4.76657
23	$\beta_{Internet}$	0.17464	0.04534	3.85201
24	$\beta_{Houseowner}$	0.19597	0.04565	4.29251
25	$\beta_{PercCong}$	0.49683	0.13328	3.72780
26	$\beta_{ArLess5}$	-0.22353	0.08411	-2.65752
27	β_{Ar5_20}	-0.13243	0.09219	-1.43657
28	$\beta_{ArMore20}$	-0.23888	0.08234	-2.90100

ρ^2	0.13572	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13312	$\mathcal{L}(\beta)$	-9317.38

Test du χ^2 entre ce modèle (3O) et le modèle MR1 :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{MR1}) - \mathcal{L}(\beta_{3O})) > \chi_{(28-24)}^2 0.95$$

$$-2(-9338.3 + 9317.38) = 41.84 > 9.49$$

Ce modèle est significativement meilleur que MR1.

Test du χ^2 entre ce modèle (3O) et le modèle 3N :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{3O}) - \mathcal{L}(\beta_{3N})) < \chi_{(29-28)}^2 0.95$$

$$-2(-9317.38 + 9317.38) = 0 < 3.84$$

Il semble préférable de définir cinq catégories de villes d'origine pour déterminer l'interaction avec le temps. En effet, la qualité ne diminue pas du tout par rapport au modèle précédent, $\mathcal{L}(\beta)$ restant identique à la cinquième décimale.

8.4.33 Interaction avec $\beta_{DeltaTArLess5EPYes}$, $\beta_{DeltaTArLess5EPNo}$, $\beta_{DeltaTAr5_20EPYes}$, $\beta_{DeltaTAr5_20EPNo}$, $\beta_{DeltaTAr20_100EPYes}$, $\beta_{DeltaTAr20_100EPNo}$, $\beta_{DeltaTArMore100EPYes}$, $\beta_{DeltaTArMore100EPNo}$, $\beta_{DeltaTCopenhagenEPYes}$ et $\beta_{DeltaTCopenhagenEPNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned} V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\ & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\ & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\ & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\ & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\ & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20 \end{aligned}$$

$$\begin{array}{ll} \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTArLess5EPYes} & \text{si } ArLess5 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTArLess5EPNo} & \text{si } ArLess5 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAr5_20EPYes} & \text{si } Ar5_20 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAr5_20EPNo} & \text{si } Ar5_20 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAr20_100EPYes} & \text{si } Ar20_100 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTAr20_100EPNo} & \text{si } Ar20_100 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTArMore100EPYes} & \text{si } ArMore100 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTArMore100EPNo} & \text{si } ArMore100 = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTCopenhagenEPYes} & \text{si } Copenhagen = 1 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTCopenhagenEPNo} & \text{si } Copenhagen = 1 \text{ et } Empl_Pay = 0 \end{array}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-5.01710	0.47603	-10.53938
2	β_{DeltaC}	-0.06658	0.00396	-16.79986
3	$\beta_{DeltaTArLess5EPYes}$	-0.10706	0.01741	-6.14858
4	$\beta_{DeltaTArLess5EPNo}$	-0.06558	0.00632	-10.37393
5	$\beta_{DeltaTAr5_20EPYes}$	-0.08200	0.01866	-4.39531
6	$\beta_{DeltaTAr5_20EPNo}$	-0.04063	0.00752	-5.40641
7	$\beta_{DeltaTAr20_100EPYes}$	-0.11027	0.01427	-7.72973
8	$\beta_{DeltaTAr20_100EPNo}$	-0.07769	0.00611	-12.71038
9	$\beta_{DeltaTArMore100EPYes}$	-0.09624	0.01904	-5.05414
10	$\beta_{DeltaTArMore100EPNo}$	-0.05237	0.00727	-7.20347
11	$\beta_{DeltaCCopenhagenEPYes}$	-0.14281	0.02524	-5.65914
12	$\beta_{DeltaTCopenhagenEPNo}$	-0.07924	0.00750	-10.56879
13	β_{Log_Income}	0.35007	0.03963	8.83312
14	β_{GL}	-0.36226	0.05497	-6.58999
15	β_{LL}	0.27996	0.05306	5.27617
16	β_{LG}	0.54055	0.05366	10.07324
17	β_{GGs}	0.38708	0.10636	3.63933
18	β_{GLs}	-0.14006	0.11575	-1.21009
19	β_{LLs}	0.29023	0.10659	2.72288
20	β_{LGs}	0.80699	0.10442	7.72834
21	β_{Empl_Pay}	0.23609	0.13552	1.74213
22	β_{Dist20_49}	0.32921	0.05573	5.90714
23	$\beta_{DistMore50}$	0.62688	0.06691	9.36954
24	$\beta_{CommEduc}$	0.10858	0.04222	2.57192
25	β_{Age46_55}	-0.24083	0.04819	-4.99764
26	$\beta_{AgeMore56}$	-0.64101	0.04174	-15.35743
27	β_{Female}	-0.17797	0.03718	-4.78601
28	$\beta_{Internet}$	0.17915	0.04535	3.95009
29	$\beta_{Houseowner}$	0.19615	0.04573	4.28908
30	$\beta_{PercCong}$	0.51188	0.13337	3.83806
31	$\beta_{ArLess5}$	-0.21596	0.08447	-2.55681
32	β_{Ar5_20}	-0.11894	0.09244	-1.28677
33	$\beta_{ArMore20}$	-0.22820	0.08250	-2.76599

ρ^2	0.13671	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13365	$\mathcal{L}(\beta)$	-9306.74

Test du χ^2 entre ce modèle (3P) et le modèle avec l'interaction entre seulement le temps et la taille de la ville d'origine (3O) :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{3O}) - \mathcal{L}(\beta_{3P})) &> \chi_{(33-28)}^2 0.95 \\ -2(-9317.38 + 9306.74) &= 21.28 > 11.07 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que 3O.

Test du χ^2 entre ce modèle (3P) et le modèle avec l'interaction entre seulement le temps et $Empl_Pay$ (3A) :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{3A}) - \mathcal{L}(\beta_{3P})) &> \chi_{(33-25)}^2 0.95 \\ -2(-9329.28 + 9306.74) &= 45.08 > 15.51 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que 3A.

8.4.34 Interaction avec $\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$, $\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$, $\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$, $\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$ **et** $\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned} V_{EF} = & ASC + \beta_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\ & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\ & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 + \\ & \beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\ & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\ & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTIncLess200EPYes} && \text{si } Inc < 200000 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTIncLess200EPNo} && \text{si } Inc < 200000 \text{ et } Empl_Pay = 0 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc245626EPYes} && \text{si } Inc = 245626 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc245626EPNo} && \text{si } Inc = 245626 \text{ et } Empl_Pay = 0 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc250_400EPYes} && \text{si } Inc > 250000 \text{ et } Inc < 400000 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTInc250_400EPNo} && \text{si } Inc > 250000 \text{ et } Inc < 400000 \text{ et } Empl_Pay = 0 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTIncMore400EPYes} && \text{si } Inc > 400000 \text{ et } Empl_Pay = 1 \\ \beta'_{DeltaT} &= \beta_{DeltaTIncMore400EPNo} && \text{si } Inc > 400000 \text{ et } Empl_Pay = 0 \end{aligned}$$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-4.06099	0.51473	-7.88961
2	$\beta_{\Delta C}$	-0.06632	0.00393	-16.88284
3	$\beta_{\Delta T Inc Less 200 EPY es}$	-0.09317	0.01300	-7.16403
4	$\beta_{\Delta T Inc Less 200 EP No}$	-0.06076	0.00451	-13.47377
5	$\beta_{\Delta T Inc 245626 EPY es}$	-0.10848	0.01697	-6.39282
6	$\beta_{\Delta T Inc 245626 EP No}$	-0.06763	0.00689	-9.80909
7	$\beta_{\Delta T Inc 250_400 EPY es}$	-0.11600	0.01724	-6.72993
8	$\beta_{\Delta T Inc 250_400 EP No}$	-0.08651	0.00720	-12.01470
9	$\beta_{\Delta T Inc More 400 EPY es}$	-0.13477	0.02999	-4.49374
10	$\beta_{\Delta T Inc More 400 EP No}$	-0.05093	0.01246	-4.08672
11	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.27993	0.04322	6.47722
12	β_{GL}	-0.36143	0.05496	-6.57639
13	β_{LL}	0.28165	0.05300	5.31451
14	β_{LG}	0.54114	0.05361	10.09461
15	β_{GGs}	0.39816	0.10621	3.74868
16	β_{GLs}	-0.12774	0.11556	-1.10542
17	β_{LLs}	0.30203	0.10661	2.83297
18	β_{LGs}	0.81923	0.10446	7.84271
19	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.29757	0.13076	2.27581
21	$\beta_{\text{Dist}20_49}$	0.35147	0.05578	6.30160
20	$\beta_{\text{Dist}More50}$	0.65044	0.06678	9.73936
22	β_{CommEduc}	0.10873	0.04225	2.57324
23	$\beta_{\text{Age}46_55}$	-0.25181	0.04833	-5.21040
24	$\beta_{\text{Age}More56}$	-0.64589	0.04172	-15.48106
25	β_{Female}	-0.17075	0.03715	-4.59615
26	β_{Internet}	0.16226	0.04519	3.59092
27	$\beta_{\text{Houseowner}}$	0.19964	0.04554	4.38379
28	β_{PercCong}	0.48932	0.13330	3.67075
29	$\beta_{\text{Ar}Less5}$	-0.33038	0.05373	-6.14904
30	$\beta_{\text{Ar}5_20}$	-0.42927	0.05824	-7.37013
31	$\beta_{\text{Ar}More20}$	-0.30017	0.05200	-5.77252

ρ^2	0.13596	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.13308	$\mathcal{L}(\beta)$	-9314.81

Test du χ^2 entre ce modèle (3Q) et le modèle avec l'interaction entre seulement le temps et le salaire (3C) :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{3C}) - \mathcal{L}(\beta_{3Q})) &> \chi_{(31-27)}^2 0.95 \\ -2(-9324.4 + 9314.81) &= 19.18 > 9.49 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que 3C.

Test du χ^2 entre ce modèle (3Q) et le modèle avec l'interaction entre seulement le temps et *Empl_Pay* (3A) :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{3A}) - \mathcal{L}(\beta_{3Q})) &> \chi_{(31-25)}^2 0.95 \\ -2(-9329.28 + 9314.81) &= 28.94 > 12.59 \end{aligned}$$

Ce modèle est significativement meilleur que 3A.

8.4.35 Interactions avec $\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$, $\beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$,
 $\beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$, $\beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$, $\beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$,
 $\beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$, $\beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$ **et**
 $\beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$ **ainsi que** $\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$,
 $\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$,
 $\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$ **et** $\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL +$$

$$\beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs +$$

$$\beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{Empl_Pay} * Empl_Pay + \beta_{Dist20_49} * Dist20_49 +$$

$$\beta_{DistMore50} * DistMore50 + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 +$$

$$\beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet +$$

$$\beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 +$$

$$\beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$	<i>si</i> $DistLess19 = 1$ <i>et</i> $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$	<i>si</i> $DistLess19 = 1$ <i>et</i> $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$	<i>si</i> $Dist20_49 = 1$ <i>et</i> $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$	<i>si</i> $Dist20_49 = 1$ <i>et</i> $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$	<i>si</i> $Dist50_99 = 1$ <i>et</i> $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$	<i>si</i> $Dist50_99 = 1$ <i>et</i> $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$	<i>si</i> $DistMore100 = 1$ <i>et</i> $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$	<i>si</i> $DistMore100 = 1$ <i>et</i> $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$	<i>si</i> $Inc < 200000$ <i>et</i> $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$	<i>si</i> $Inc < 200000$ <i>et</i> $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPYes}$	<i>si</i> $Inc = 245626$ <i>et</i> $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPNo}$	<i>si</i> $Inc = 245626$ <i>et</i> $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$	<i>si</i> $Inc > 250000$ <i>et</i> $Inc < 400000$ <i>et</i> $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$	<i>si</i> $Inc > 250000$ <i>et</i> $Inc < 400000$ <i>et</i> $Empl_Pay = 0$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$	<i>si</i> $Inc > 400000$ <i>et</i> $Empl_Pay = 1$
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$	<i>si</i> $Inc > 400000$ <i>et</i> $Empl_Pay = 0$

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-3.87024	0.52002	-7.44251
2	$\beta_{\text{DeltaCDistLess19EPYes}}$	-0.04228	0.04676	-0.90432
3	$\beta_{\text{DeltaCDistLess19EPNo}}$	-0.21234	0.01805	-11.76520
4	$\beta_{\text{DeltaCDist20_49EPYes}}$	-0.08162	0.01676	-4.87129
5	$\beta_{\text{DeltaCEp20_49EPNo}}$	-0.11057	0.00733	-15.08589
6	$\beta_{\text{DeltaCDist50_99EPYes}}$	-0.04888	0.01405	-3.47892
7	$\beta_{\text{DeltaCDist50_99EPNo}}$	-0.05819	0.00465	-12.51977
8	$\beta_{\text{DeltaCDistMore100EPYes}}$	-0.05194	0.01014	-5.12062
9	$\beta_{\text{DeltaCDistMore100EPNo}}$	-0.04904	0.00397	-12.35650
10	$\beta_{\text{DeltaTIncLess200EPYes}}$	-0.08299	0.01692	-4.90394
11	$\beta_{\text{DeltaTIncLess200EPNo}}$	-0.05759	0.00454	-12.67733
12	$\beta_{\text{DeltaTInc245626EPYes}}$	-0.09722	0.02033	-4.78230
13	$\beta_{\text{DeltaTInc245626EPNo}}$	-0.06066	0.00668	-9.08541
14	$\beta_{\text{DeltaTInc250_400EPYes}}$	-0.10384	0.02160	-4.80744
15	$\beta_{\text{DeltaTInc250_400EPNo}}$	-0.07702	0.00692	-11.13774
16	$\beta_{\text{DeltaTIncMore400EPYes}}$	-0.11801	0.03138	-3.76020
17	$\beta_{\text{DeltaTIncMore400EPNo}}$	-0.04085	0.01150	-3.55216
18	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.35193	0.03998	8.80308
19	β_{GL}	-0.36023	0.05501	-6.54805
20	β_{LL}	0.29079	0.05334	5.45206
21	β_{LG}	0.54504	0.05393	10.10717
22	β_{GGs}	0.23985	0.10811	2.21857
23	β_{GLs}	-0.11490	0.11774	-0.97595
24	β_{LLs}	0.30027	0.10908	2.75274
25	β_{LGs}	0.67315	0.10716	6.28156
26	$\beta_{\text{Empl_Pay}}$	0.20879	0.14719	1.41850
27	$\beta_{\text{Dist20_49}}$	0.13836	0.08064	1.71580
28	$\beta_{\text{DistMore50}}$	0.10234	0.08601	1.18989
29	$\beta_{\text{Comm.Educ}}$	0.11695	0.04286	2.72873
30	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.26938	0.04880	-5.51969
31	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.66116	0.04190	-15.77869
32	β_{Female}	-0.16790	0.03748	-4.47992
33	β_{Internet}	0.16184	0.04596	3.52096
34	$\beta_{\text{Houseowner}}$	0.19914	0.04606	4.32386
35	β_{PercCong}	0.55892	0.13607	4.10749
36	β_{ArLess5}	-0.33100	0.05420	-6.10754
37	$\beta_{\text{Ar5_20}}$	-0.43668	0.05867	-7.44297
38	β_{ArMore20}	-0.31130	0.05231	-5.95104

ρ^2	0.14741	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.14389	$\mathcal{L}(\beta)$	-9191.34

Test du χ^2 entre ce modèle (4A) et le modèle avec l'interaction seulement liée au coût (2Q) :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{2Q}) - \mathcal{L}(\beta_{4A})) > \chi_{(38-31)}^2 0.95$$

$$-2(-9204.22 + 9191.34) = 25.76 > 14.07$$

Ce modèle est significativement meilleur que 2Q.

Test du χ^2 entre ce modèle (4A) et le modèle avec l'interaction seulement liée au temps (3Q) :

$$-2(\mathcal{L}(\beta_{3Q}) - \mathcal{L}(\beta_{4A})) > \chi_{(38-31)}^2 0.95$$

$$-2(-9314.81 + 9191.34) = 246.94 > 14.07$$

Ce modèle est significativement meilleur que 3Q.

8.4.36 Interactions avec $\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$, $\beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$, $\beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$, $\beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$, $\beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$, $\beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$, $\beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$ et $\beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$ ainsi que $\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$, $\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$, $\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$, $\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$, $\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$ et $\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$ et avec suppression de *Empl_Pay*, *Dist20_49* et *DistMore50*

$$V_{CS} = 0$$

$$V_{EF} = ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20$$

$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$	<i>si DistLess19 = 1 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$	<i>si DistLess19 = 1 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$	<i>si Dist20_49 = 1 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$	<i>si Dist20_49 = 1 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$	<i>si Dist50_99 = 1 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$	<i>si Dist50_99 = 1 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$	<i>si DistMore100 = 1 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$	<i>si DistMore100 = 1 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$	<i>si Inc < 200000 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$	<i>si Inc < 200000 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPYes}$	<i>si Inc = 245626 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPNo}$	<i>si Inc = 245626 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$	<i>si Inc > 250000 et Inc < 400000 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$	<i>si Inc > 250000 et Inc < 400000 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$	<i>si Inc > 400000 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$	<i>si Inc > 400000 et Empl_Pay = 0</i>

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	<i>ASC</i>	-3.89350	0.51964	-7.49272
2	$\beta_{\text{DeltaCDistLess19EPYes}}$	-0.04132	0.04329	-0.95445
3	$\beta_{\text{DeltaCDistLess19EPNo}}$	-0.22814	0.01479	-15.42255
4	$\beta_{\text{DeltaCDist20_49EPYes}}$	-0.07607	0.01606	-4.73742
5	$\beta_{\text{DeltaCDist20_49EPNo}}$	-0.10737	0.00599	-17.93618
6	$\beta_{\text{DeltaCDist50_99EPYes}}$	-0.04984	0.01410	-3.53566
7	$\beta_{\text{DeltaCDist50_99EPNo}}$	-0.05828	0.00452	-12.87931
8	$\beta_{\text{DeltaCDistMore100EPYes}}$	-0.05652	0.00986	-5.73012
9	$\beta_{\text{DeltaCDistMore100EPNo}}$	-0.04891	0.00395	-12.38770
10	$\beta_{\text{DeltaTIncLess200EPYes}}$	-0.09703	0.01372	-7.07268
11	$\beta_{\text{DeltaTIncLess200EPNo}}$	-0.05712	0.00436	-13.08768
12	$\beta_{\text{DeltaTInc245626EPYes}}$	-0.11158	0.01783	-6.25625
13	$\beta_{\text{DeltaTInc245626EPNo}}$	-0.05977	0.00655	-9.13004
14	$\beta_{\text{DeltaTInc250_400EPYes}}$	-0.11926	0.01886	-6.32488
15	$\beta_{\text{DeltaTInc250_400EPNo}}$	-0.07597	0.00675	-11.25496
16	$\beta_{\text{DeltaTIncMore400EPYes}}$	-0.13322	0.03069	-4.34048
17	$\beta_{\text{DeltaTIncMore400EPNo}}$	-0.03990	0.01144	-3.48757
18	$\beta_{\text{Log_Income}}$	0.31413	0.04329	7.25672
19	β_{GL}	-0.35911	0.05495	-6.53482
20	β_{LL}	0.29168	0.05325	5.47696
21	β_{LG}	0.54475	0.05383	10.11944
22	β_{GGs}	0.16782	0.10179	1.64869
23	β_{GLs}	-0.17384	0.11506	-1.51094
24	β_{LLs}	0.24188	0.10573	2.28764
25	β_{LGs}	0.60351	0.10117	5.96553
26	β_{CommEduc}	0.11627	0.04194	2.77203
27	$\beta_{\text{Age46_55}}$	-0.26821	0.04877	-5.49959
28	$\beta_{\text{AgeMore56}}$	-0.66564	0.04182	-15.91745
29	β_{Female}	-0.17071	0.03741	-4.56321
30	β_{Internet}	0.17466	0.04378	3.98987
31	$\beta_{\text{Houseowner}}$	0.19613	0.04609	4.25515
32	β_{PercCong}	0.53984	0.13532	3.98936
33	β_{ArLess5}	-0.32949	0.05398	-6.10360
34	$\beta_{\text{Ar5_20}}$	-0.43536	0.05856	-7.43490
35	β_{ArMore20}	-0.31428	0.05216	-6.02542

ρ^2	0.14714	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.14390	$\mathcal{L}(\beta)$	-9194.23

Test du χ^2 entre ce modèle (4B) et le modèle 4A :

$$\begin{aligned} -2(\mathcal{L}(\beta_{4B}) - \mathcal{L}(\beta_{4A})) &< \chi_{(38-35)}^2 0.95 \\ -2(-9194.23 + 9191.34) &= 5.78 < 7.81 \end{aligned}$$

Ce modèle n'est pas significativement différent du précédent. Ce modèle de référence 4B sera dorénavant appelé MR2.

8.5 Elaboration d'un modèle après application de la technique du *Panel Data*

8.5.1 Modèle de référence obtenu après utilisation du *Panel Data*

$$V_{CS} = 0$$

$$\begin{aligned} V_{EF} = & ASC + \beta'_{DeltaC} * DeltaC - \beta'_{DeltaT} * DeltaT + \beta_{GL} * GL + \beta_{LL} * LL + \\ & \beta_{LG} * LG + \beta_{GGs} * GGs + \beta_{GLs} * GLs + \beta_{LLs} * LLs + \beta_{LGs} * LGs + \\ & \beta_{Log_Income} * Log_Income + \beta_{CommEduc} * CommEduc + \beta_{Age46_55} * Age46_55 + \\ & \beta_{Agemore66} * AgeMore66 + \beta_{Female} * Female + \beta_{Internet} * Internet + \\ & \beta_{Houseowner} * Houseowner + \beta_{PercCong} * PercCong + \beta_{ArLess5} * ArLess5 + \\ & \beta_{Ar5_20} * Ar5_20 + \beta_{ArMore20} * ArMore20 + \sigma_{Panel} \end{aligned}$$

$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$	<i>si DistLess19 = 1 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$	<i>si DistLess19 = 1 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$	<i>si Dist20_49 = 1 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$	<i>si Dist20_49 = 1 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$	<i>si Dist50_99 = 1 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$	<i>si Dist50_99 = 1 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$	<i>si DistMore100 = 1 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaC} = \beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$	<i>si DistMore100 = 1 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$	<i>si Inc < 200000 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$	<i>si Inc < 200000 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPYes}$	<i>si Inc = 245626 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc245626EPNo}$	<i>si Inc = 245626 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$	<i>si Inc > 250000 et Inc < 400000 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$	<i>si Inc > 250000 et Inc < 400000 et Empl_Pay = 0</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$	<i>si Inc > 400000 et Empl_Pay = 1</i>
$\beta'_{DeltaT} = \beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$	<i>si Inc > 400000 et Empl_Pay = 0</i>

Num.	Nom	Coefficient	Rob. St. error	Rob. t statistic
1	ASC	-5.68695	1.10314	-5.15523
2	$\sigma Panel$	-1.47974	0.04719	-31.35882
3	$\beta_{DeltaCDistLess19EPYes}$	-0.07361	0.06046	-1.21743
4	$\beta_{DeltaCDistLess19EPNo}$	-0.30990	0.02586	-11.98297
5	$\beta_{DeltaCDist20_49EPYes}$	-0.11427	0.02104	-5.43117
6	$\beta_{DeltaCDist20_49EPNo}$	-0.15582	0.00978	-15.93898
7	$\beta_{DeltaCDist50_99EPYes}$	-0.08278	0.02302	-3.59556
8	$\beta_{DeltaCDist50_99EPNo}$	-0.07970	0.00664	-11.99867
9	$\beta_{DeltaCDistMore100EPYes}$	-0.07028	0.01293	-5.43566
10	$\beta_{DeltaCDistMore100EPNo}$	-0.06216	0.00560	-11.10102
11	$\beta_{DeltaTIncLess200EPYes}$	-0.12201	0.02131	-5.72636
12	$\beta_{DeltaTIncLess200EPNo}$	-0.07489	0.00694	-10.78489
13	$\beta_{DeltaTInc245626EPYes}$	-0.14240	0.03474	-4.09949
14	$\beta_{DeltaTInc245626EPNo}$	-0.07418	0.01218	-6.09280
15	$\beta_{DeltaTInc250_400EPYes}$	-0.13197	0.02916	-4.52528
16	$\beta_{DeltaTInc250_400EPNo}$	-0.09382	0.01141	-8.22492
17	$\beta_{DeltaTIncMore400EPYes}$	-0.17343	0.04250	-4.08062
18	$\beta_{DeltaTIncMore400EPNo}$	-0.04991	0.02275	-2.19348
19	β_{Log_Income}	0.46565	0.09260	5.02879
20	β_{GL}	-0.49478	0.05820	-8.50164
21	β_{LL}	0.38169	0.06431	5.93498
22	β_{LG}	0.73212	0.06766	10.81990
23	β_{GGs}	0.14769	0.16387	0.90127
24	β_{GLs}	-0.31570	0.18545	-1.70234
25	β_{LLs}	0.22388	0.17377	1.28843
26	β_{LGs}	0.74745	0.16675	4.48247
27	$\beta_{CommEduc}$	0.19710	0.09475	2.08012
28	β_{Age46_55}	-0.36097	0.11169	-3.23187
29	$\beta_{AgeMore56}$	-0.89898	0.09455	-9.50751
30	β_{Female}	-0.24804	0.08517	-2.91236
31	$\beta_{Internet}$	0.22666	0.09567	2.36921
32	$\beta_{Houseowner}$	0.30029	0.10906	2.75328
33	$\beta_{PercCong}$	0.77483	0.32860	2.35793
34	$\beta_{ArLess5}$	-0.48570	0.12417	-3.91156
35	β_{Ar5_20}	-0.61008	0.13340	-4.57338
36	$\beta_{ArMore20}$	-0.43936	0.11757	-3.73716

ρ^2	0.22886	$\mathcal{L}(0)$	-10 780.5
ρ^2 ajusté	0.22552	$\mathcal{L}(\beta)$	-8313.34

Ce modèle est meilleur que le précédent (même si aucun test du χ^2 ne peut être réalisé, la structure du modèle étant très différente dans le cas d'un *Panel Data*).

Ce modèle de référence sera dorénavant appelé MR3.

Chapitre 9

Quelques captures d'écran de *Biogeme*

9.1 Interface *Windows*

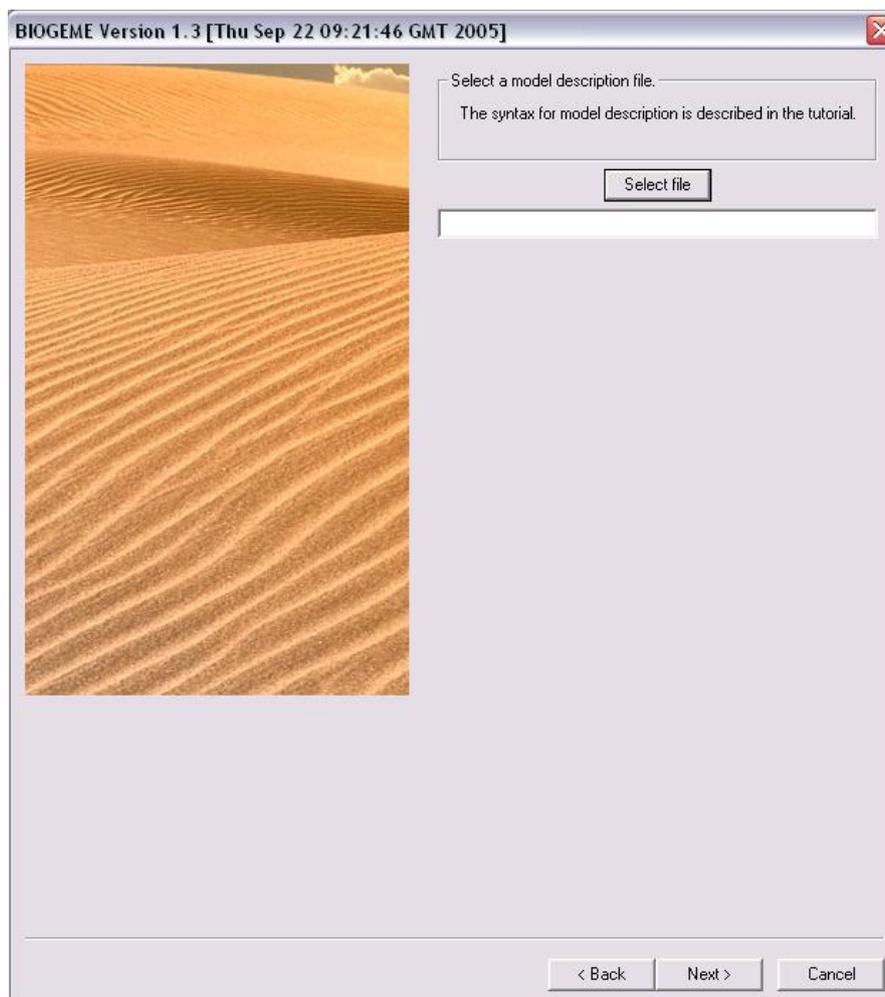


FIG. 9.1 – Interface *Windows*

9.2 Fichier *.dat*

Voici sur la figure 9.2 une petite partie du *.dat*. Notons que vu la grandeur du jeu de données, ce document a une taille de pratiquement 5 800 000 bytes.

kmo	choice	logpv	v	logjtime	GL	LL	LG	GGs	GLs	LLs	LGs	deltaT	deltaC	bidon	ag_less25	ag_25_35	ag_25_40
1.00	0.00	-0.40	0.67	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	2.01	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	0.00	-1.20	0.30	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	1.51	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	0.00	-0.35	0.70	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	3.52	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	0.00	0.26	1.30	2.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	6.48	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	0.00	-0.18	0.84	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	2.51	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	0.00	-1.09	0.34	2.99	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	1.01	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	0.00	0.91	2.48	2.99	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	12.42	0.00	0.00	0.00	0.00
3.00	0.00	-1.79	0.17	2.99	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00
3.00	0.00	0.15	1.16	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	3.49	0.00	0.00	0.00	0.00
3.00	1.00	-0.35	0.70	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	3.52	0.00	0.00	0.00	0.00
3.00	1.00	-1.20	0.30	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	1.51	0.00	0.00	0.00	0.00
3.00	0.00	-1.79	0.17	2.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00
3.00	0.00	0.53	1.70	2.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	8.49	0.00	0.00	0.00	0.00
3.00	0.00	-0.69	0.50	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	1.50	0.00	0.00	0.00	0.00
3.00	0.00	0.26	1.30	2.99	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	6.48	0.00	0.00	0.00	0.00
6.00	0.00	-0.51	0.60	2.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	5.00	3.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6.00	0.00	-0.18	0.84	2.30	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	3.00	2.51	0.00	0.00	0.00	0.00
6.00	0.00	-0.40	0.67	2.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	3.00	2.01	0.00	0.00	0.00	0.00
6.00	0.00	0.18	1.20	2.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	5.00	5.99	0.00	0.00	0.00	0.00
6.00	0.00	-1.20	0.30	2.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	5.00	1.51	0.00	0.00	0.00	0.00
6.00	0.00	-1.09	0.34	2.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	3.00	1.01	0.00	0.00	0.00	0.00
6.00	0.00	-0.35	0.70	2.30	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	3.52	0.00	0.00	0.00	0.00
7.00	1.00	-0.22	0.80	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	4.01	0.00	0.00	0.00	0.00
7.00	0.00	0.40	1.49	2.99	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	7.46	0.00	0.00	0.00	0.00
7.00	1.00	-1.09	0.34	2.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	1.01	0.00	0.00	0.00	0.00
7.00	1.00	-0.18	0.84	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	2.51	0.00	0.00	0.00	0.00
7.00	1.00	-1.79	0.17	2.99	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00
7.00	0.00	0.95	2.59	2.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	12.93	0.00	0.00	0.00	0.00
7.00	0.00	-1.20	0.30	2.99	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	1.51	0.00	0.00	0.00	0.00
7.00	1.00	-0.40	0.67	2.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	2.01	0.00	0.00	0.00	0.00
9.00	0.00	-1.09	0.34	2.70	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	1.01	0.00	0.00	0.00	0.00
9.00	0.00	0.00	1.00	2.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	3.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9.00	0.00	0.00	1.00	2.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9.00	0.00	-1.79	0.17	2.70	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00
9.00	0.00	-0.22	0.80	2.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	4.01	0.00	0.00	0.00	0.00
9.00	0.00	-0.91	0.40	2.70	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	2.01	0.00	0.00	0.00	0.00
9.00	0.00	0.00	1.00	2.70	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9.00	0.00	-0.40	0.67	2.70	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	2.01	0.00	0.00	0.00	0.00
10.00	0.00	-1.60	0.20	3.80	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	1.01	0.00	0.00	0.00	0.00
10.00	0.00	0.13	1.14	3.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	11.39	0.00	0.00	0.00	0.00
10.00	0.00	-0.43	0.65	3.80	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	6.51	0.00	0.00	0.00	0.00
10.00	1.00	-2.30	0.10	3.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00
10.00	1.00	-1.04	0.35	3.80	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	3.53	0.00	0.00	0.00	0.00
10.00	0.00	-0.22	0.80	3.80	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	4.01	0.00	0.00	0.00	0.00

FIG. 9.2 – Fichier *.dat*

9.3 Fichier *.mod*

Voici sur la figure 9.3 le *.mod* relatif au modèle comprenant seulement *Delta C*, *Delta T* et *Empl_Pay*.

```
// *****
// Authors:
// =====
// Gianni Farini
// Nicolas Simon
// *****

[Choice]

choice

[Beta]

// Name          Value      LowerBound  UpperBound   status (0=variable, 1=fixed)
ASC_CS           0.0        -100.0      100.0        1
ASC_EF           0.0        -100.0      100.0        0
b_deltaT         0.0        -100.0      100.0        0
b_deltaC         0.0        -100.0      100.0        0
b_empl_pay       0.0        -100.0      100.0        0

[Utilities]

// Id  Name  Avail  linear-in-parameter expression (beta1*x1 + beta2*x2 + ... )
0  Alt1  avail  ASC_CS * one
1  Alt2  avail  ASC_EF * one + b_deltaC * deltaC + b_deltaT * DeltaT + b_empl_pay * empl_pay

[Model]

// Currently, only $MNL (multinomial logit), $NL (nested logit), $CNL
// (cross-nested logit) and $NGEV (Network GEV model) are valid keywords
//
$MNL

[Expressions]

// Define here arithmetic expressions for name that are not directly
// available from the data
one = 1
avail = 1
DeltaT = -deltaT
```

FIG. 9.3 – Fichier *.mod*

9.4 Fichier *.htm*

Voici sur la figure 9.4 le fichier de sortie *.htm* relatif au modèle avec seulement *Delta C*, *Delta T* et *Empl_Pay*.

Nous y distinguons d'abord les chiffres résumant la qualité du modèle, puis les valeurs des divers paramètres, un rappel de la fonction d'utilité encodée dans le *.mod* et enfin les valeurs des coefficients de corrélation entre variables. Notons que ces *t-tests* n'ont aucun sens dans ce contexte.

BIOGEME Version 1.3 [Thu Sep 22 09:21:46 GMT 2005]

Author: Michel Bierlaire, EPFL (2001-2005)

This file has automatically been generated.

05/27/06 11:20:14

```

Model: Multinomial Logit
Number of estimated parameters: 4
Sample size: 16920
Null log-likelihood: -11728.1
Init log-likelihood: -11728.1
Final log-likelihood: -10817.8
Likelihood ratio test: 1820.54
Rho-square: 0.0776148
Adjusted rho-square: 0.072737
Final gradient norm: 0.0582057
Variance-covariance: from finite difference hessian

```

Utility parameters

Name	Value	Std err	t-test	Robust Std err	Robust t-test
ASC_CS	+0.0000000e+000	fixed			
ASC_EF	-6.8700307e-001	+2.4487140e-002	-2.8055668e+001	+2.5546076e-002	-2.6892705e+001
b_deltaC	-6.5204875e-002	+2.6318683e-003	-2.4775129e+001	+3.7278053e-003	-1.7491491e+001
b_deltaT	-8.3778168e-002	+3.3719533e-003	-2.4845589e+001	+4.0669154e-003	-2.0599929e+001
b_empl_pay	+1.0587225e+000	+7.4898876e-002	+1.4135359e+001	+7.5815263e-002	+1.3964503e+001

Scale parameters

Name	Value	Std err	t-test 1	Robust Std err	Robust t-test 1
Scale1	+1.0000000e+000	fixed			

Utility functions

```

0 Alt1|avail|ASC_CS * one
1 Alt2|avail|ASC_EF * one + b_deltaC * deltaC + b_deltaT * DeltaT + b_empl_pay * empl_pay

```

Correlation of coefficients

Coefficient1	Coefficient2	Covariance	Correlation	t-test	Rob. cov.	Rob. corr.	Rob. t-test
b_deltaC	b_deltaT	+6.6005853e-006	+7.4376672e-001	+8.2279189e+000	+1.1594749e-005	+7.6479137e-001	+6.8994537e+000
b_deltaC	b_empl_pay	-1.0743879e-005	-5.4503157e-002	-1.4968072e+001	-1.6275541e-005	-5.7587147e-002	-1.4765017e+001
b_deltaT	b_empl_pay	+1.9346517e-006	+7.6603025e-003	-1.5243722e+001	+2.8061383e-006	+9.1009616e-003	-1.5055230e+001
ASC_EF	b_empl_pay	-1.9328448e-004	-1.0538617e-001	-2.1494861e+001	-1.5758746e-004	-8.1365598e-002	-2.1302439e+001
ASC_EF	b_deltaC	+7.8643556e-006	+1.2202840e-001	-2.5581298e+001	+3.9094105e-006	+4.1051956e-002	-2.4227707e+001
ASC_EF	b_deltaT	+4.7428909e-005	+5.7441200e-001	-2.6552092e+001	+5.4264144e-005	+5.2230433e-001	-2.5476953e+001

Smallest singular value of the hessian: +1.9890641e+001

FIG. 9.4 – Fichier *.htm*

Chapitre 10

Brève présentation du Danemark

10.1 Géographie

10.1.1 Situation géographique en général

Situé au Nord de l'Allemagne, le Danemark est le plus petit pays scandinave. Il est bordé à l'Ouest par la mer du Nord et à l'Est par la Baltique. Depuis quelques années, la Suède est également un pays limitrophe, accessible par le pont d'Øresund qui la relie à l'île de Seeland. Il s'agit là de la plus importante, au sein de laquelle se situe la capitale, Copenhague. En effet, le Danemark est constitué d'une péninsule, le Jutland, et de pas moins de 405 îles dans la mer Baltique, dont 79 sont habitées. La plupart de ces îles sont donc reliées par des ponts, le plus imposant situé dans le bras de mer du Grand Belt relie les deux plus grandes îles que sont Seeland et la Fionie. [Arte, 2002]

Le Danemark est très plat, le point culminant ne se situe qu'à 173 mètres d'altitude. Malgré une latitude moyenne de 56°Nord , le climat est tempéré avec des étés doux et des hivers frais, grâce à une altitude moyenne très faible et au courant marin du *Gulf Stream* réchauffant toute l'Europe occidentale. La température moyenne est de 16° en été et de 0° en hiver. Voici une fiche comparative entre le Danemark, la Belgique et la Suisse relative à la démographie (chiffres de 2006) et la superficie : [Encarta, 2006]

	Danemark	Belgique	Suisse
Habitants	5 450 000	10 400 000	7 500 000
Superficie	43094	30528	41285
$\frac{Hab}{km^2}$	127	341	182

Une carte du Danemark est représentée sur la figure 10.1. Le Groenland et les îles Féroé font également partie du Danemark, mais n'ont pas été pris en compte dans les chiffres fournis juste avant.



FIG. 10.1 – Carte du Danemark

10.1.2 Les principales villes du Danemark

Il est particulièrement intéressant d'étudier la répartition des habitants par ville d'origine, car les tailles de celles-ci constituent une variable de notre étude.

Voici donc la liste des villes appartenant aux catégories *Copenhague*, *ArMore100*, *Ar50_100* et *Ar20_50*. [Mongabay, 2004]

En fait, le site Internet sur lequel nous nous sommes basés donne les prévisions du nombre d'habitants dans les différentes villes en 2005 en faisant référence aux chiffres de 2004, l'année au cours de laquelle l'enquête fut réalisée. Notons que nous avons volontairement supprimé de la liste des villes celles désignant des quartiers de Copenhague, car ceux-ci sont repris dans la ville et ne doivent pas être comptabilisés deux fois. [Mongabay, 2004]

Les villes en italique sont situées près de Copenhague et sont représentées en vert pâle sur la carte 10.1. Celles dont la population est comprise entre 20 000 et 25 000 habitants ne sont pas représentées ; quant aux chiffres relatifs aux communes de moins de 20 000 habitants, ils ne sont pas disponibles, vu le très grand nombre de localités de ce type.

Soulignons que la population de Copenhague est en réalité beaucoup plus importante que celle présentée sur le tableau ci-après, elle est de plus d'un million d'habitants si l'on tient compte également de sa banlieue. [Copenhague, 2006] [MERLET et al., 2005]

Ville	Population
Copenhague	506 166
Plus de 100 000 habitants (sauf Copenhague)	
Aarhus	295 943
Odense	185 232
Aalborg	163 613
Total villes plus de 100 000 (sauf Copenhague)	644 788
De 50 000 à 100 000 habitants	
Frederiksberg	92 307
Esbjerg	82 248
Kolding	63 598
Randers	62 439
Helsingør (Elseneur)	61 226
Herning	59 230
Horsens	58 096
Vejle	56 340
Silkeborg	54 847
Roskilde	54 149
Total villes de 50 000 à 100 000 habitants	644 480

Ville	Population
De 20 000 à 50 000 habitants	
Fredericia	48 893
<i>Greve</i>	48 614
Næstved	47 865
Viborg	43 960
Bornholm (île)	43 714
Svendborg	43 206
Holstebro	41 548
<i>Køge</i>	39 986
Hillerød	37 741
Slagelse (Korsør)	37 195
Hjørring	35 404
Holbæk	35 006
Frederikshavn	34 210
Haderslev	31 664
<i>Ringsted</i>	30 421
Sønderborg	30 337
Thisted	29 433
Skive	28 228
Nykøbing-Falster	25 606
<i>Hørsholm</i>	24 446
Ikast	23 342
Morsø	22 488
Skanderborg	22 128
Birkerød	21 925
Græsted-Gilleleje	21 344
Odder	21 139
Ishøj	21 069
Glostrup	20 755
Korsør	20 751
Frederiksværk	20 616
Vordingborg	20 595
Solrød	20 515
Middelfart	20 470
Varde	20 292
Brønderslev	20 192
Fredensborg-Humblebæk	20 190
Kalundborg	20 049
Total villes de 20 000 à 50 000 habitants	1 095 337

10.2 Histoire et politique

Le Danemark fut créé vers l'an 700. A l'origine, il s'agissait d'un royaume de Vikings ayant peuplé le Jutland. Celui-ci se développa rapidement et occupa un moment le Nord de l'Allemagne et la région méridionale de la Suède, le Scanie, jusque 1658.

Du XV^e au XIX^e siècle, le Danemark était une monarchie absolue, le roi était un monarque absolu qui avait tout pouvoir. Mais ensuite, une constitution fut élaborée. Resté neutre pendant la première guerre mondiale, le pays fut occupé par les Allemands pendant la seconde et entra dans la Communauté Economique Européenne en 1972, avec le Royaume-Uni et l'Irlande.

Actuellement, le Danemark n'a toujours pas adopté l'Euro comme monnaie, il faut souligner que les citoyens s'y étaient opposés lors d'un référendum en septembre 2000.

Désormais, le pouvoir en place est constitué d'une coalition entre la droite et l'extrême droite. Sa politique repose sur le soutien aux États-Unis dans la guerre en Irak, l'arrêt de la hausse des impôts et une réduction de l'immigration. Le premier ministre actuel est Anders Fogh Rasmussen. [MERLET et al., 2005]

10.3 Economie

Le Danemark est un pays riche. En 2002, ce pays était classé en sixième position du classement du PIB par habitant, avec 31 852 \$ par habitant. A titre de comparaison, la Suisse était troisième avec 36 828 \$ par habitant et la Belgique seizième avec 23 981 \$. [Les Etudiants Du Monde, 2002]

Le pays est industrialisé, mais exporte également pas mal de poisson. [Encarta, 2006]

10.4 Culture et mode de vie

10.4.1 Personnages célèbres

Les Danois les plus célèbres furent Hans Christian Andersen, un écrivain surtout célèbre pour ses contes, le physicien Niels Bohr qui élaborait un modèle d'atome et l'astronome Tycho Brahe. [MERLET et al., 2005]

10.4.2 Religion

La plupart des habitants sont protestants. En fait, le christianisme a été introduit au Danemark il y a plus de 1000 ans. Mais au début du XVI^e siècle, des protestations comme celles de Luther en Allemagne s'élevèrent contre les pratiques catholiques. Elles conduisirent à la création de l'Église Protestante, qui n'utilise plus le latin mais les langues nationales, et dans laquelle les prêtres peuvent notamment se marier et fonder une famille. En 1536, l'Église protestante fut donc introduite au Danemark. On appelle cela *la Réforme*. [MERLET et al., 2005]

10.4.3 Sports

Le football est un des sports principaux au Danemark. Le plus beau moment de l'histoire footballistique de ce pays est le titre européen acquis chez le voisin Suédois en 1992 par une équipe emmenée par les frères Laudrup. Le Danemark n'a en revanche pas pu se qualifier pour la coupe du monde 2006 en Allemagne cette année.

Le cyclisme est également assez populaire. Le principal cycliste danois fut Bjarne Riis. Il remporta notamment le tour de France.

Mots clés

Voici quelques mots clés permettant de référencer notre travail :

- Modélisation
- Statistiques
- Modèles comportementaux
- Calibration
- Choix discrets
- GEV (*Generalized Extreme Value*)
- Distribution aux Valeurs Extrêmes Généralisées
- Maximum de vraisemblance
- Transport