

Sélection de variables

Analyse multidimensionnelle appliquée

Léo Belzile

HEC Montréal

Exemple de base de données marketing (par ex., organisme de charité). Cibler les clients pour l'envoi d'un catalogue.

But: maximiser les levées de fonds

1. Envoyer un échantillon de produits au coût de 10\$ à un groupe échantillon.
2. Construire un modèle de prédiction pour déterminer à qui envoyer le produit parmi tous les clients.

Clients qui ont

- plus de 18 ans,
- au moins un an d'historique avec l'entreprise et
- qui ont effectué au moins un achat au cours de la dernière année.

Regroupements:

- 1K personnes dans l'échantillon d'apprentissage,
- 100K personnes pour l'ensemble des autres clients.

- `yachat`, une variable binaire qui indique si le client a acheté quelque chose dans le catalogue égale à 1 si oui et 0 sinon;
- `y montant`, le montant de l'achat si le client a acheté quelque chose;
- `x1`: sexe de l'individu, soit homme (0) ou femme (1);
- `x2`: l'âge (en année);
- `x3`: variable catégorielle indiquant le revenu, soit moins de 35 000\$ (1), entre 35 000\$ et 75 000\$ (2) ou plus de 75 000\$ (3);
- `x4`: variable catégorielle indiquant la région où habite le client (de 1 à 5);
- `x5`: couple : la personne est elle en couple (0=non, 1=oui);
- `x6`: nombre d'année depuis que le client est avec la compagnie;
- `x7`: nombre de semaines depuis le dernier achat;
- `x8`: montant (en dollars) du dernier achat;
- `x9`: montant total (en dollars) dépensé depuis un an;
- `x10`: nombre d'achats différents depuis un an.

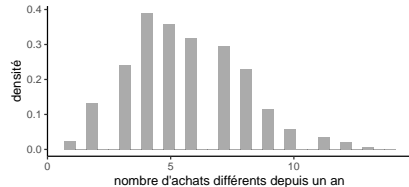
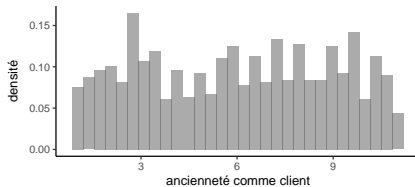
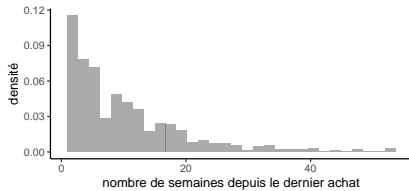
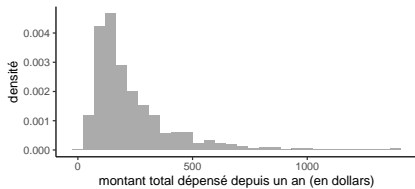
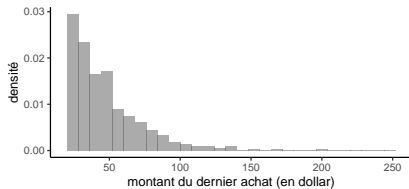
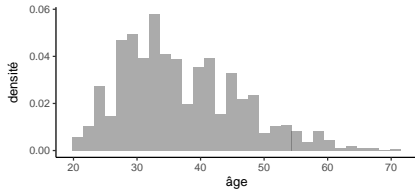
Aperçu des données

```
1 data(dbm, package = "hecmulti")
2 str(dbm)
```

```
tibble [101,000 x 13] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
 $ x1      : int [1:101000] 1 1 0 0 1 1 0 0 0 1 ...
 $ x2      : num [1:101000] 42 59 52 32 38 63 35 32 26 32 ...
 $ x3      : Factor w/ 3 levels "1","2","3": 1 2 3 1 2 2 2 1 3 1 ...
 $ x4      : Factor w/ 5 levels "1","2","3","4",...: 3 3 5 1 5 5 1 3 1 5
 $ x5      : int [1:101000] 1 1 1 0 0 1 1 0 0 0 ...
 $ x6      : num [1:101000] 8.6 8.6 1.4 10.7 9.1 9.4 10.6 4.8 4 10.3 ...
 $ x7      : num [1:101000] 8 9 9 42 5 1 6 5 48 9 ...
 $ x8      : num [1:101000] 49 70 120 31 30 28 59 70 73 55 ...
 $ x9      : num [1:101000] 159 123 434 110 55 102 593 298 83 90 ...
 $ x10     : num [1:101000] 5 5 8 3 3 8 10 6 2 3 ...
 $ yachtat : int [1:101000] 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 ...
 $ ymontant: num [1:101000] NA NA NA NA NA NA NA 52 79 77 ...
 $ test    : Factor w/ 2 levels "0","1": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
```

sexe	décompte	couple	décompte
0	534	0	575
1	466	1	425

revenu	décompte	région	décompte
		1	216
1	397	2	185
2	337	3	216
3	266	4	191
		5	192



variable	moyenne	écart-type	min	max
x2	37.06	9.27	20	70
x6	6.01	2.92	1	11
x7	9.97	9.34	1	52
x8	48.41	28.27	20	252
x9	229.27	173.97	22	1407
x10	5.64	2.31	1	14

variable	description
x2	âge
x6	nombre d'année comme client
x7	nombre de semaines depuis le dernier achat
x8	montant du dernier achat
x9	montant total dépensé sur un an
x10	nombre d'achats différents sur un an

Le montant moyen dépensé s'écrit

$$E(y_{\text{montant}}) = E(y_{\text{montant}} \mid y_{\text{achat}} = 1) \Pr(y_{\text{achat}} = 1).$$

On bâtit un modèle de régression linéaire pour le montant moyen dépensé, $E(y_{\text{montant}} \mid y_{\text{achat}} = 1)$.

Le modèle utilise les données des 210 personnes de l'échantillon d'apprentissage qui ont acheté suite à l'envoi du catalogue.

On conserve 100 000 observations test pour vérifier la performance

- (oracle) réponses inconnues à toutes fins pratiques

```
1 data(dbm, package = "hecmulti")
2 dbm_a <- dbm |>
3   dplyr::filter(
4     test == 0, #données d'entraînement
5     !is.na(ymontant)) # personnes qui ont acheté
```

Idée initiale:

- essayer tous les modèles possibles,
- estimer pour chacun la performance (erreur quadratique moyenne) avec validation croisée ou critères d'information,
- déterminer le meilleur modèle parmi l'ensemble de modèles.

On essaie d'estimer la moyenne de la variable cible y montant de la manière le plus flexible possible.

Pour ce faire, on pourrait aussi considérer tous les termes quadratiques, et les interactions d'ordre 2:

- on n'inclut pas le carré de variables indicatrices binaires (car $0^2 = 0, 1^2 = 1$).
- idem pour les interactions entre indicateurs qui représentent des niveaux d'une même variable catégorielle.

```
1 # (...)^2 crée toutes les interactions d'ordre deux
2 # I(x^2) permet de créer les termes quadratiques
3 formule <-
4   formula(ymontant ~
5           (x1 + x2 + x3 + x4 + x5 +
6            x6 + x7 + x8 + x9 + x10)^2 +
7            I(x2^2) + I(x6^2) + I(x7^2) +
8            I(x8^2) + I(x9^2) + I(x10^2))
9 mod_complet <- lm(formule, data = dbm_a)
10 # Matrice avec toutes les variables
11 matmod <- model.matrix(mod_complet)
```

Le modèle complet est clairement surajusté avec 105 coefficients pour 210 variables.

Combien de modèles incluant les combinaisons de p variables?

Dans l'exemple, $p = 14$ variables de base en incluant les indicatrices pour les variables catégorielles multiniveaux (revenu x_3 et région x_4)

Chaque variable est incluse (ou pas): il y a $2^p = 2 \times 2 \times \dots \times 2$ (p fois) modèles.

Table 1: Nombres de modèles en fonction du nombre de paramètres.

p	nombre de paramètres
5	32
10	1024
15	32768
20	1048576
25	33554432
30	1073741824

Essayer tous les modèles et choisir le meilleur (si p est petit).

L'algorithme par séparation et évaluation (branch and bound) recherche de manière efficace sans essayer tous les modèles candidats et écarte d'office les modèles sous-optimaux.

```
1 # Recherche exhaustive avec variables de base
2 rec_ex <- leaps::regsubsets(
3   x = ymontant ~ x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x9+x10,
4   nvmax = 13L,
5   method = "exhaustive",
6   data = dbm_a)
7 resume_rec_ex <- summary(rec_ex,
8                           matrix.logical = TRUE)
9 # Trouver le modèle avec le plus petit BIC
10 min_BIC <- which.min(resume_rec_ex$bic)
11 # Nom des variables dans le modèle retenu
12 rec_ex$xnames[resume_rec_ex$which[min_BIC,]]
```

```
[1] "(Intercept)" "x1"           "x32"         "x33"         "x45"
[6] "x5"           "x6"           "x7"         "x8"         "x10"
```

Quelques mantras pour la suite:

- préférer la flexibilité (réduire biais potentiel)
- être conscient de notre budget (surajustement)
- porter une attention particulière aux interactions entre variables catégorielles
 - estimations correspondent à des 'moyennes de groupe'
 - impact élevé potentiel des valeurs aberrantes et des extrêmes

Recherche exhaustive typiquement trop coûteuse.

On peut plutôt opter pour un algorithme glouton:

- à chaque étape, on maximise l'utilité (horizon d'optimisation limité) en retirant ou en ajoutant une seule variable.
- au début, p variables à regarder, puis il y a $p - 1$ choix l'étape suivante, etc.
- moins de modèles explorés, mais utile pour faire une recherche rapide.

Si on considère tous les modèles à K variables, celui qui a la plus petite erreur moyenne quadratique a aussi

- le plus grand coefficient de détermination, R^2
- le plus petit critère d'information parmi tous les modèles à K variables (puisque le nombre de coefficients est le même, donc la pénalité est identique).

On utilise donc les critères d'information pour départager des modèles avec des nombre de variables différents.

Sélection ascendante: à partir du modèle de base (ordonnée à l'origine), ajouter à chaque étape au modèle précédent la variable qui améliore le plus l'ajustement.

Sélection descendante: éliminer du modèle complet la variable qui contribue le moins à l'ajustement.

Dans les deux cas, la procédure se termine quand on ne peut satisfaire le critère d'arrêt (par exemple, critère d'information)

À partir du modèle de base (d'ordinaire),

- alterner sélection séquentielle ascendante et descendante.
- on continue ainsi tant que le modèle retourné par l'algorithme n'est pas identique à celui de l'étape précédente.
- une variable peut entrer dans le modèle et sortir plus tard dans le processus.
 - préférable aux procédures ascendantes et descendantes (car plus de modèles).
 - lui préférer la recherche exhaustive quand c'est possible

```
1 # Cette procédure séquentielle retourne
2 # la liste de modèles de 1 variables à
3 # nvmax variables.
4 rec_seq <-
5   leaps::regsubsets(
6     x = formule,
7     data = dbm_a,
8     method = "seqrep",
9     nvmax = length(coef(mod_complet)))
10 which.min(summary(rec_seq)$bic)
```

Sélection séquentielle avec critères d'information

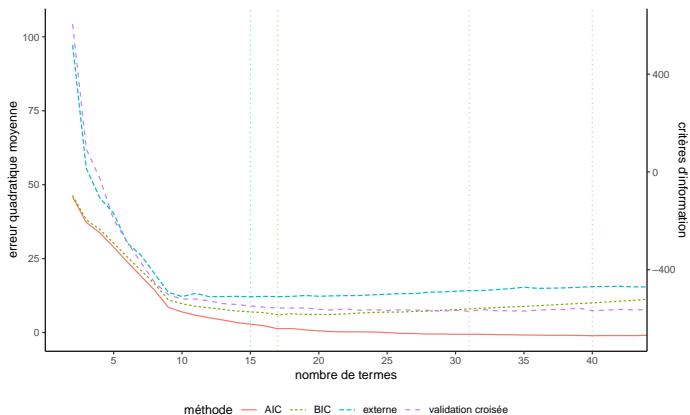
La procédure est plus longue à rouler (car les modèles linéaires sont ajustés).

On ajoute ou retire la variable qui améliore le plus le critère de sélection à chaque étape (comportement différent de SAS).

```
1 seq_AIC <- MASS::stepAIC(  
2   lm(ymontant ~ 1, data = dbm_a),  
3   # modèle initial sans variables explicative  
4   scope = formule, # modèle maximal possible  
5   direction = "both", #séquentielle  
6   trace = FALSE, # ne pas imprimer le suivi  
7   keep = function(mod, AIC, ...){  
8     # autres sorties des modèles à conserver  
9     list(bic = BIC(mod),  
10        coef = coef(mod))},  
11   k = 2) #  
12 # Remplacer k=2 par k = log(nrow(dbm_a)) pour BIC
```

L'historique des étapes est disponible via `seq_AIC$anova`

Performance en fonction de la complexité



40 premiers modèles de la procédure séquentielle en fonction du nombre de termes inclus. Oracle: 100K données de validation (libellé externe)

Objectif: prévenir le surajustement.

L'erreur moyenne quadratique se décompose comme

biais carré + variabilité

Les méthodes de régularisation introduisent du biais dans l'estimation des coefficients en pénalisant leur norme.

Pénalisation la norme de β_1, \dots, β_p

- Modèles avec pénalités pas les mêmes selon l'échelle des données
 - pas invariant aux transformations affines (par ex., conversion de Celcius en Fahrenheit)

Solution: standardiser variables explicatives X_1, \dots, X_p et variable réponse y (moyenne zéro, écart-type unitaire).

- vérifier selon le logiciel, cette étape peut-être effectuée implicitement

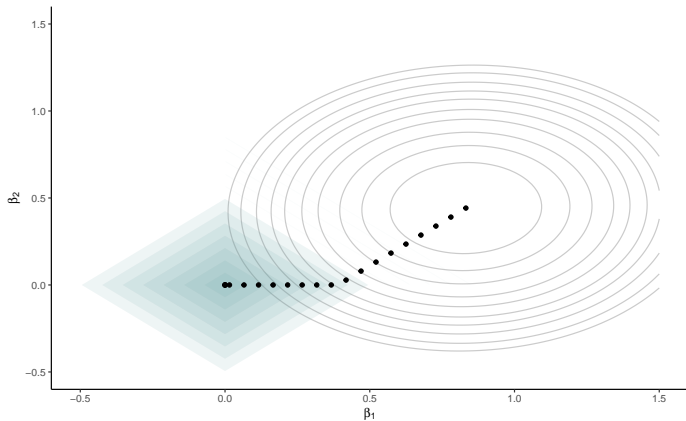
Pénalité avec norme l_1 pour la valeur absolue des coefficients,

$$\min_{\beta} \{n\text{EQM}(\beta) + \lambda(|\beta_1| + \dots + |\beta_p|)\}.$$

Hyperparamètre $\lambda > 0$ qui détermine la force de la pénalisation.

Rétrécissement de certains coefficients exactement à zéro:
sélection implicite de variable.

Contrainte budgétaire et moindres carrés

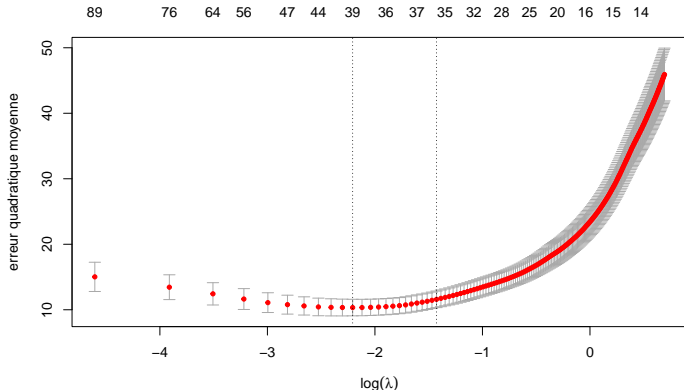


Paramètre de pénalité déterminé par validation croisée à partir d'un vecteur de valeurs candidates.

```
1 library(glmnet)
2 lambda_seq <- seq(from = 0.01, to = 2, by = 0.01)
3 cv_output <-
4   glmnet::cv.glmnet(x = as.matrix(matmod),
5                     y = dbm_a$ymontant,
6                     alpha = 1,
7                     lambda = lambda_seq)
8 plot(cv_output)
```

On choisit typiquement λ par validation croisée, soit

- le modèle avec la plus valeur de EQM_{VC} .
- le modèle le plus parsimonieux à au plus un erreur-type de ce dernier (pénalité plus élevée, plus de coefficients nuls)



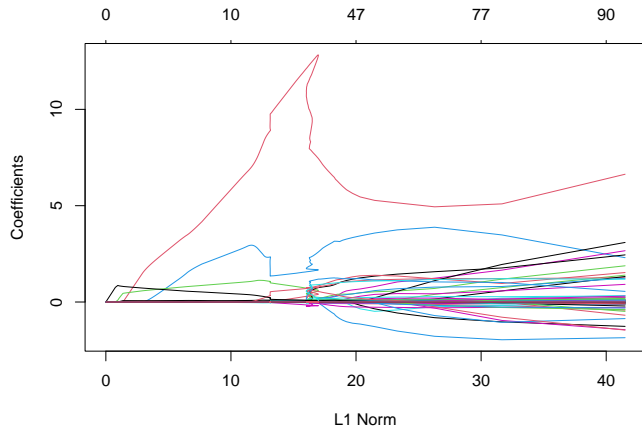


Figure 1: Coefficients du modèle en fonction de la pénalité

Une fois la valeur de λ choisie, on réestime le modèle avec la pénalité.

```
1 lambdopt <- cv_output$lambda.min
2   #ou cv_output$lambda.1se
3 lasso_best <-
4   glmnet::glmnet(
5     x = as.matrix(as.matrix(matmod)),
6     y = dbm_a$ymontant,
7     alpha = 1,
8     lambda = lambdopt)
```

On crée une matrice avec les données de validation et on calcule l'erreur quadratique moyenne.

```
1 # Prédictions et calcul de l'EQM
2 # Données externes
3 dbm_v <- dbm |>
4   dplyr::filter(
5     test == 1,
6     !is.na(ymontant))
7 pred <- predict(lasso_best,
8                 s = lambdopt,
9                 newx = as.matrix(
10                    model.matrix(formule,
11                                data = dbm_v)))
12 eqm_lasso <- mean((pred - dbm_v$ymontant)^2)
```


En incluant uniquement les variables de base

nb variables	EQM	méthode
15	25.69	toutes les variables
12	25.53	exhaustive - AIC
10	25.04	exhaustive - BIC

En incluant les termes de base, les carrés et les interactions d'ordre 2.

nb variables	EQM	méthode
104	19.63	toutes les variables
21	12	séquentielle, choix selon AIC
15	12.31	séquentielle, choix selon BIC
30	12	LASSO, validation croisée avec 10 groupes

- Le nombre de modèles possibles augmente rapidement avec le nombre de prédicteurs.
- Si un modèle est mal spécifié (variables importantes manquantes), alors les estimations sont biaisées.
- Si le modèle est surspécifié, les coefficients correspondants aux variables superflues incluses sont en moyenne nuls, mais contribuent à l'augmentation de la variance.
- Compromis biais/variance.

- La taille du modèle (le nombre de variables explicatives) est restreinte par le nombre d'observations disponibles.
- En général, il faut s'assurer d'avoir suffisamment d'observations pour estimer de manière fiable les coefficients
- Porter une attention particulière aux variables binaires et aux interactions avec ces dernières: si les effectifs de certaines modalités sont faibles, il y a danger de surajustement.

- Une recherche exhaustive garantie le survol du plus grand nombre de modèles possibles, mais est coûteuse
- On peut effectuer une recherche exhaustive à l'aide d'algorithmes d'optimisation pour un nombre réduit de variables (max 50)
- Sinon, on a l'option d'utiliser un algorithme glouton qui ne couvre qu'un sous-ensemble de tous les modèles
- Compromis coût de calcul vs nombre de modèles explorés
- Possibilité de combiner des méthodes!

Certaines méthodes de pénalisation directe changent la fonction objective:

- introduction de biais pour les coefficients.
- idée globale: échanger biais contre variabilité moindre.

Une pénalité particulière (LASSO) contraint certains paramètres à être exactement nuls,

- correspond implicitement à une sélection de variables.

- En pratique, on cherche à essayer le plus possible de bons modèles pour trouver le choix optimal de variables.
- On applique le critère de sélection sur la liste de modèles candidats pour retenir celui qui donne la meilleure performance.