

Exercice pour Pairs: Sujet 6

Flavie Derouin Tochon

19/04/2020

1. Origine des données

[Extrait du Sujet 6: Autour du Paradoxe de Simpson](#) "En 1972-1974, à Whickham, une ville du nord-est de l'Angleterre, située à environ 6,5 kilomètres au sud-ouest de Newcastle upon Tyne, un sondage d'un sixième des électeurs a été effectué afin d'éclairer des travaux sur les maladies thyroïdiennes et cardiaques (Tunbridge et al. 1977). Une suite de cette étude a été menée vingt ans plus tard (Vanderpump et al. 1995). Certains des résultats avaient trait au tabagisme et cherchaient à savoir si les individus étaient toujours en vie lors de la seconde étude. Par simplicité, nous nous restreindrons aux femmes et parmi celles-ci aux 1314 qui ont été catégorisées comme "fumant actuellement" ou "n'ayant jamais fumé". Il y avait relativement peu de femmes dans le sondage initial ayant fumé et ayant arrêté depuis (162) et très peu pour lesquelles l'information n'était pas disponible (18). La survie à 20 ans a été déterminée pour l'ensemble des femmes du premier sondage."

```
data_url= "https://gitlab.inria.fr/learninglab/mooc-rr/mooc-rr-ressources/-  
/raw/master/module3/Practical_session/Subject6_smoking.csv?inline=false"
```

Pour nous protéger contre une éventuelle disparition ou modification du fichier, nous faisons une copie locale de ce jeu de données que nous préservons avec notre analyse. Il est inutile et même risqué de télécharger les données à chaque exécution, car dans le cas d'une panne nous pourrions remplacer nos données par un fichier défectueux. Pour cette raison, nous téléchargeons les données seulement si la copie locale n'existe pas.

```
data_file = "Subject6_smoking.csv"  
if (!file.exists(data_file)) {  
  download.file(data_url, data_file, method="auto")  
}
```

Voici l'explication des colonnes données décrit dans le [sujet 6](#) Chaque ligne représente une femme.

Nom de colonne	Description de colonne
Smoke	La femme interrogée est fumeuse ou non
Statut	La femme interrogée est vivante ou morte au moment de la seconde étude
Age	Age de la femme interrogée au moment du premier sondage

2. Lecture des données

```
data=read.csv(data_file, header=T)
```

1. Observation de l'aspect des données Pour visualiser comment la lecture du jeu de données a été effectuée, on choisit d'observer le début et la fin de notre jeu de données *via* les fonctions head et tail

```
head(data)
```

```
##   Smoker Status  Age
## 1    Yes  Alive 21.0
## 2    Yes  Alive 19.3
## 3     No   Dead 57.5
## 4     No  Alive 47.1
## 5    Yes  Alive 81.4
## 6     No  Alive 36.8
```

```
tail(data)
```

```
##      Smoker Status  Age
## 1309     No   Alive 42.1
## 1310     Yes  Alive 35.9
## 1311     No   Alive 22.3
## 1312     Yes   Dead 62.1
## 1313     No   Dead 88.6
## 1314     No   Alive 39.1
```

2. Y a-t-il des points manquants dans nos données ?

```
na_records = apply(data, 1, function (x) any(is.na(x)))
data[na_records,]
```

```
## [1] Smoker Status Age
## <0 rows> (or 0-length row.names)
```

Aucune ligne ne présente de données manquantes, il n'y aura pas besoin de faire attention à ce point dans la suite des analyses

3. Vérification de la nature des variables On vérifie maintenant que R classe correctement nos variables. On attend que: Smoker et Status soient considérés comme des facteurs Age soit considéré comme un numérique

```
str(data)
```

```
## 'data.frame':   1314 obs. of  3 variables:
## $ Smoker: Factor w/ 2 levels "No","Yes": 2 2 1 1 2 1 1 2 2 2 ...
## $ Status: Factor w/ 2 levels "Alive","Dead": 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 ...
## $ Age    : num   21 19.3 57.5 47.1 81.4 36.8 23.8 57.5 24.8 49.5 ...
```

Tout est correct.

Conclusion Le jeu de données est correctement lu par R et le jeu de données ne présente pas de données manquantes. Nous pouvons donc commencer à répondre à la question de l'exercice.

3. Question 1

3.1 Enoncé

Représentez dans un tableau le nombre total de femmes vivantes et décédées sur la période en fonction de leur habitude de tabagisme. Calculez dans chaque groupe (fumeuses / non fumeuses) le taux de mortalité (le rapport entre le nombre de femmes décédées dans un groupe et le nombre total de femmes dans ce groupe). Vous pourrez proposer une représentation graphique de ces données et calculer les intervalles de confiance. En quoi ce résultat est-il surprenant ?

3.2 Résolution de la question 1

3.2.1 Tableau du nombre total de femmes vivantes et décédées sur la période en fonction de leur habitude de tabagisme

On crée une table de contingence

```
statut=table(data$Status, data$Smoker)
statut

##
##           No Yes
##   Alive  502 443
##   Dead   230 139
```

3.2.2 Calculs des taux de mortalité

en fonction des habitudes de tabagisme

On exprime le taux de mortalité par habitude de tabagisme en appliquant pour un groupe la formule suivante:

$$mortalité = N_{décédée} / (N_{vivante} + N_{décédée})$$

N = nombre de femmes du groupe répondant au statut mentionné (décédée ou vivante)

Pour obtenir ces taux de mortalité, nous allons calculer les pourcentages globaux pour la table de contingence précédemment créée en fonction de l'habitude de tabagisme

```
prop_statut= prop.table(statut,2)
prop_statut
```

```
##
##           No      Yes
##  Alive 0.6857923 0.7611684
##  Dead  0.3142077 0.2388316
```

L'argument 2 nous permet de spécifier que nous souhaitons obtenir un calcul des fréquences par colonne. Les colonnes correspondant à l'habitude de tabagisme, c'est ce que nous recherchons

Conclusion

Le taux de mortalité chez les non fumeuses est de 31.4%

Le taux de mortalité chez les fumeuses est de 23.9%

3.2.3 Représentation graphique des données

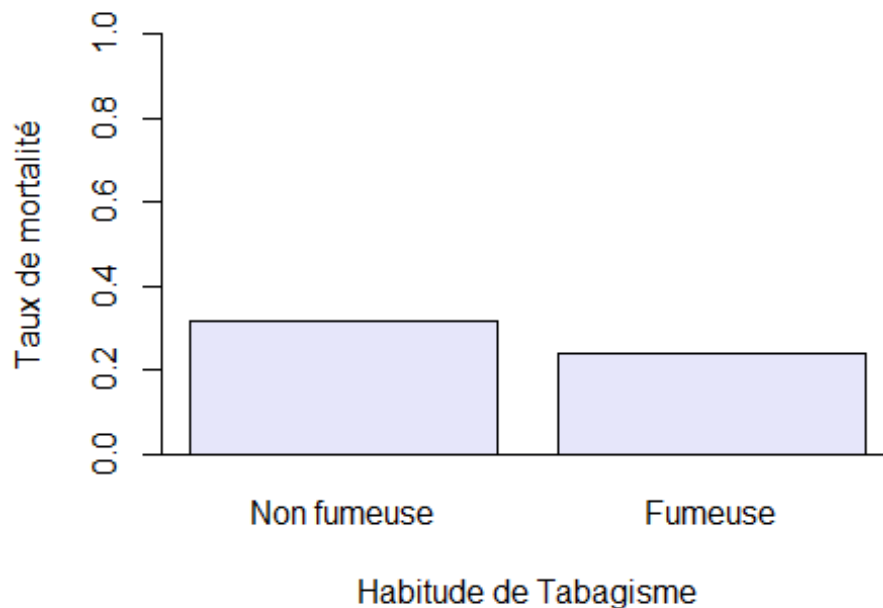
Ici on choisit de visualiser les taux de mortalité en fonction de l'habitude de tabagisme à l'aide d'un graphique en barres

```
graph <- barplot(prop_statut[2,], axes=FALSE, ann=FALSE, col="lavender",
  ylim=c(0,1), names=c("Non fumeuse", "Fumeuse"), xpd=FALSE)

abline(h=0)
axis(2)

title(xlab="Habitude de Tabagisme", ylab="Taux de mortalité", main="Taux de
mortalité en fonction de l'habitude de tabagisme")
```

Taux de mortalité en fonction de l'habitude de tabagi



3.2.4 Calculs des intervalles de confiances (IC)

On commence par récupérer le nombre d'observations pour les femmes non fumeuses pour tous les statuts

```
nb.No <- as.vector(statut[,1])
```

On fait de même pour les fumeuses

```
nb.Yes <- as.vector(statut[,2])
```

On récupère ensuite le nombre total d'observations en fonction des habitudes de tabagisme

```
#Pour Les non fumeuses
```

```
nbT.No<-sum(nb.No)
```

```
#Pour Les fumeuse
```

```
nbT.Yes<-sum(nb.Yes)
```

On calcule nos IC grace à la fonction `binom.confint` associé au package `binom`. On cherche donc le package `binom`

```
library(binom)
```

```
## Warning: package 'binom' was built under R version 3.5.3
```

Calculs des IC pour les non fumeuses

```
df.No <- binom.confint(nb.No, nbT.No, conf.level=0.95, methods="prop.test")
rownames(df.No) <- paste("No", rownames(statut), sep="___")
df.No
```

##		method	x	n	mean	lower	upper
##	No__Alive	prop.test	502	732	0.6857923	0.6505695	0.7190361
##	No__Dead	prop.test	230	732	0.3142077	0.2809639	0.3494305

Conclusion

On retrouve bien un taux moyen de mortalité = 0.314

IC pour le taux de mortalité des non fumeuse = [0.280;0.349]

Calculs des IC pour les fumeuses

```
df.Yes <- binom.confint(nb.Yes, nbT.Yes, conf.level=0.95,
methods="prop.test")
rownames(df.Yes) <- paste("Yes", rownames(statut), sep="___")
df.Yes
```

##		method	x	n	mean	lower	upper
##	Yes__Alive	prop.test	443	582	0.7611684	0.7239919	0.7948352
##	Yes__Dead	prop.test	139	582	0.2388316	0.2051648	0.2760081

Conclusion

On retrouve bien un taux moyen de mortalité = 0.2388

IC pour le taux de mortalité des non fumeuses = [0.205;0.276]

3.2.5 En quoi ce résultat est-il surprenant ?

Ce résultat est surprenant car on s'attendrait à voir que, dans ce contexte de travaux sur les maladies thyroïdiennes et cardiaques le taux de mortalité est plus importante chez les femmes fumeuses. C'est l'inverse qui ressort ici: le taux de mortalité est plus important chez les femmes n'ayant jamais fumé.

4. Question 2

4.1 Enoncé

Reprenez la question 1 (effectifs et taux de mortalité) en rajoutant une nouvelle catégorie liée à la classe d'âge. On considérera par exemple les classes suivantes : 18-34 ans, 34-54 ans, 55-64 ans, plus de 65 ans. En quoi ce résultat est-il surprenant ? Arrivez-vous à expliquer ce paradoxe ? De même, vous pourrez proposer une représentation graphique de ces données pour étayer vos explications.

4.2 Réponse à la question 2

4.2.1 Ajout de la variable âge

Ici on propose d'ajouter à notre jeu de données la variable âge par classes. 4 classes ont été définies:

1. 18-34 ans
2. 34-54 ans
3. 55-64 ans
4. plus de 65 ans

Remarque:

Certaines classes ne sont pas continues (*i.e.*: 34-54 et 55-64) ceci s'explique par le fait qu'aucune femme interrogée n'a entre [54.1-54.9] ans. De même il n'y a pas de femme interrogée ayant entre 64.0 et 64.9 ans.

Néanmoins ces classes ne sont pas par défaut contenues dans notre jeu de données. Il va donc falloir les définir dans notre tableau.

Nous allons créer pour cela une nouvelle colonne dans notre tableau que nous appellerons `class_age`.

Dans cette variable nous allons "découper" la variable Age selon les classes définies précédemment. Pour cela nous allons utiliser la fonction `cut` qui crée des classes en excluant la valeur de la borne inférieure et en incluant celle de la borne supérieure.

Mathématiquement cela donne ceci : $]a; b]$

Avant cela on remarque que les âges dans notre fichier contiennent des virgules, il nous faut donc être plus précis sur la définition des bornes de nos classes. Ainsi nous allons définir à R nos 4 classes de la façon suivante:

1. `]17.9-33.9]` ans -> Nous indiquons 17.9 pour que les sujets de 18.0 ans soit inclus dans la classe et 33.9 pour que la classe suivante démarre à 34 ans
2. `]33.9-54.0]` ans -> Nous indiquons 33.9 pour que les sujets de 34.0 ans soit inclus dans la classe et 54.0 pour inclure les sujets de 54.0 ans dans la classe
3. `]54.0-64.0]` ans-> Nous indiquons 54.0 pour que les sujets de 55 ans soit inclus dans la classe (NB: il n'y a pas de valeur entre 54.1 et 54.9) et 64.0 pour inclure les sujets de 64.0 ans dans la classe
4. `]64.0-89.9]`ans -> Nous indiquons 64.0 pour que les sujets de 65 ans soit inclus dans la classe (NB: il n'y a pas de valeur entre 64.1 et 64.9) et 89.9 car ceci correspond à l'âge des sujets les plus âgés

```
class_age<- cut((data$Age),c(17.9,33.9,54.0,64.0,89.9))
data$class_age<-class_age
```

On vérifie visuellement si les différentes classes sont bien découpées. Pour nous faciliter la tâche nous allons d'abord réorganiser notre jeu de données en fonction de l'âge.

```
data[order(data$Age),]
```

##	Smoker	Status	Age	class_age
## 25	No	Alive	18.0	(17.9,33.9]
## 221	Yes	Alive	18.0	(17.9,33.9]
## 655	Yes	Alive	18.0	(17.9,33.9]
## 833	Yes	Alive	18.0	(17.9,33.9]
## 1133	Yes	Alive	18.0	(17.9,33.9]
## 207	Yes	Alive	18.1	(17.9,33.9]
## 450	Yes	Alive	18.1	(17.9,33.9]
## 923	Yes	Alive	18.1	(17.9,33.9]
## 92	No	Alive	18.3	(17.9,33.9]
## 169	No	Alive	18.3	(17.9,33.9]
## 1108	No	Alive	18.3	(17.9,33.9]
## 48	No	Alive	18.5	(17.9,33.9]
## 283	No	Alive	18.5	(17.9,33.9]
## 702	Yes	Alive	18.5	(17.9,33.9]
## 95	Yes	Alive	18.6	(17.9,33.9]
## 99	Yes	Alive	18.6	(17.9,33.9]
## 686	No	Alive	18.6	(17.9,33.9]
## 775	Yes	Alive	18.7	(17.9,33.9]
## 1139	No	Alive	18.7	(17.9,33.9]
## 789	No	Alive	18.8	(17.9,33.9]
## 1076	No	Alive	18.8	(17.9,33.9]
## 80	No	Alive	18.9	(17.9,33.9]
## 540	No	Alive	18.9	(17.9,33.9]
## 196	No	Alive	19.0	(17.9,33.9]
## 689	No	Alive	19.0	(17.9,33.9]
## 952	No	Alive	19.1	(17.9,33.9]
## 1129	No	Alive	19.1	(17.9,33.9]
## 616	No	Alive	19.2	(17.9,33.9]
## 930	No	Alive	19.2	(17.9,33.9]
## 2	Yes	Alive	19.3	(17.9,33.9]
## 638	Yes	Alive	19.3	(17.9,33.9]
## 34	No	Alive	19.4	(17.9,33.9]
## 131	Yes	Alive	19.4	(17.9,33.9]
## 268	No	Alive	19.4	(17.9,33.9]
## 610	No	Alive	19.4	(17.9,33.9]
## 991	Yes	Alive	19.4	(17.9,33.9]
## 613	No	Alive	19.5	(17.9,33.9]
## 856	No	Alive	19.5	(17.9,33.9]
## 1276	No	Alive	19.5	(17.9,33.9]
## 256	No	Alive	19.6	(17.9,33.9]
## 316	No	Alive	19.7	(17.9,33.9]
## 424	No	Alive	19.7	(17.9,33.9]

## 890	No	Alive	19.7	(17.9,33.9]
## 474	No	Alive	19.8	(17.9,33.9]
## 1008	Yes	Alive	19.8	(17.9,33.9]
## 1251	No	Alive	19.8	(17.9,33.9]
## 804	Yes	Alive	19.9	(17.9,33.9]
## 889	Yes	Alive	19.9	(17.9,33.9]
## 1193	No	Alive	20.0	(17.9,33.9]
## 253	No	Alive	20.1	(17.9,33.9]
## 350	No	Alive	20.1	(17.9,33.9]
## 1134	No	Alive	20.1	(17.9,33.9]
## 30	No	Alive	20.2	(17.9,33.9]
## 93	Yes	Alive	20.2	(17.9,33.9]
## 324	Yes	Alive	20.2	(17.9,33.9]
## 355	Yes	Alive	20.2	(17.9,33.9]
## 675	No	Dead	20.2	(17.9,33.9]
## 878	Yes	Alive	20.2	(17.9,33.9]
## 1090	No	Alive	20.2	(17.9,33.9]
## 1173	No	Alive	20.2	(17.9,33.9]
## 919	No	Alive	20.3	(17.9,33.9]
## 1047	No	Alive	20.3	(17.9,33.9]
## 397	No	Alive	20.4	(17.9,33.9]
## 896	Yes	Alive	20.4	(17.9,33.9]
## 1261	Yes	Alive	20.4	(17.9,33.9]
## 332	Yes	Alive	20.5	(17.9,33.9]
## 785	No	Alive	20.5	(17.9,33.9]
## 866	No	Alive	20.5	(17.9,33.9]
## 1302	No	Alive	20.5	(17.9,33.9]
## 242	No	Alive	20.6	(17.9,33.9]
## 468	No	Alive	20.6	(17.9,33.9]
## 988	No	Alive	20.6	(17.9,33.9]
## 161	Yes	Alive	20.7	(17.9,33.9]
## 347	No	Alive	20.7	(17.9,33.9]
## 369	No	Alive	20.7	(17.9,33.9]
## 893	Yes	Alive	20.7	(17.9,33.9]
## 1053	No	Alive	20.7	(17.9,33.9]
## 1264	Yes	Alive	20.9	(17.9,33.9]
## 1	Yes	Alive	21.0	(17.9,33.9]
## 153	No	Alive	21.0	(17.9,33.9]
## 739	No	Alive	21.0	(17.9,33.9]
## 871	Yes	Alive	21.0	(17.9,33.9]
## 905	Yes	Alive	21.0	(17.9,33.9]
## 1018	No	Alive	21.0	(17.9,33.9]
## 314	No	Alive	21.1	(17.9,33.9]
## 531	Yes	Alive	21.2	(17.9,33.9]
## 1166	Yes	Alive	21.2	(17.9,33.9]
## 1201	No	Alive	21.2	(17.9,33.9]
## 117	Yes	Alive	21.3	(17.9,33.9]
## 555	Yes	Alive	21.3	(17.9,33.9]
## 1000	No	Alive	21.3	(17.9,33.9]
## 716	No	Alive	21.4	(17.9,33.9]

## 1214	No	Alive	21.4	(17.9,33.9]
## 230	Yes	Alive	21.5	(17.9,33.9]
## 721	Yes	Alive	21.5	(17.9,33.9]
## 1150	Yes	Alive	21.5	(17.9,33.9]
## 431	Yes	Alive	21.7	(17.9,33.9]
## 630	Yes	Alive	21.7	(17.9,33.9]
## 1040	No	Alive	21.7	(17.9,33.9]
## 446	Yes	Alive	21.8	(17.9,33.9]
## 830	No	Alive	21.9	(17.9,33.9]
## 389	No	Alive	22.0	(17.9,33.9]
## 50	Yes	Alive	22.1	(17.9,33.9]
## 375	Yes	Alive	22.1	(17.9,33.9]
## 199	No	Alive	22.2	(17.9,33.9]
## 845	Yes	Alive	22.2	(17.9,33.9]
## 768	Yes	Alive	22.3	(17.9,33.9]
## 1311	No	Alive	22.3	(17.9,33.9]
## 126	No	Alive	22.5	(17.9,33.9]
## 766	No	Alive	22.5	(17.9,33.9]
## 994	No	Alive	22.5	(17.9,33.9]
## 672	No	Alive	22.6	(17.9,33.9]
## 828	Yes	Dead	22.6	(17.9,33.9]
## 1192	No	Alive	22.6	(17.9,33.9]
## 315	Yes	Alive	22.7	(17.9,33.9]
## 926	No	Alive	22.7	(17.9,33.9]
## 1028	No	Alive	22.7	(17.9,33.9]
## 59	No	Alive	22.9	(17.9,33.9]
## 243	No	Alive	22.9	(17.9,33.9]
## 633	Yes	Alive	22.9	(17.9,33.9]
## 1132	No	Alive	22.9	(17.9,33.9]
## 108	No	Alive	23.0	(17.9,33.9]
## 440	No	Alive	23.0	(17.9,33.9]
## 1107	No	Alive	23.0	(17.9,33.9]
## 734	Yes	Alive	23.1	(17.9,33.9]
## 875	No	Alive	23.1	(17.9,33.9]
## 925	No	Alive	23.1	(17.9,33.9]
## 1097	Yes	Alive	23.1	(17.9,33.9]
## 1176	No	Alive	23.1	(17.9,33.9]
## 226	Yes	Alive	23.2	(17.9,33.9]
## 987	No	Alive	23.2	(17.9,33.9]
## 1206	No	Alive	23.2	(17.9,33.9]
## 212	No	Alive	23.3	(17.9,33.9]
## 425	No	Alive	23.3	(17.9,33.9]
## 585	Yes	Alive	23.3	(17.9,33.9]
## 647	No	Alive	23.3	(17.9,33.9]
## 1163	Yes	Alive	23.3	(17.9,33.9]
## 599	No	Alive	23.4	(17.9,33.9]
## 745	No	Alive	23.4	(17.9,33.9]
## 1278	No	Alive	23.4	(17.9,33.9]
## 609	Yes	Alive	23.5	(17.9,33.9]
## 442	No	Alive	23.6	(17.9,33.9]

## 219	Yes	Alive	23.7	(17.9,33.9]
## 261	Yes	Alive	23.7	(17.9,33.9]
## 301	No	Alive	23.7	(17.9,33.9]
## 598	No	Alive	23.7	(17.9,33.9]
## 756	Yes	Alive	23.7	(17.9,33.9]
## 7	No	Alive	23.8	(17.9,33.9]
## 1114	No	Alive	23.8	(17.9,33.9]
## 582	No	Alive	23.9	(17.9,33.9]
## 507	No	Alive	24.0	(17.9,33.9]
## 1147	Yes	Alive	24.0	(17.9,33.9]
## 378	Yes	Alive	24.1	(17.9,33.9]
## 127	Yes	Alive	24.2	(17.9,33.9]
## 239	Yes	Alive	24.2	(17.9,33.9]
## 266	No	Alive	24.2	(17.9,33.9]
## 434	No	Alive	24.2	(17.9,33.9]
## 681	Yes	Alive	24.2	(17.9,33.9]
## 198	No	Alive	24.3	(17.9,33.9]
## 275	Yes	Alive	24.3	(17.9,33.9]
## 441	No	Alive	24.3	(17.9,33.9]
## 639	Yes	Alive	24.3	(17.9,33.9]
## 143	No	Alive	24.4	(17.9,33.9]
## 754	Yes	Alive	24.4	(17.9,33.9]
## 328	No	Alive	24.5	(17.9,33.9]
## 679	No	Alive	24.5	(17.9,33.9]
## 703	Yes	Alive	24.6	(17.9,33.9]
## 941	Yes	Alive	24.6	(17.9,33.9]
## 967	Yes	Alive	24.6	(17.9,33.9]
## 850	No	Alive	24.7	(17.9,33.9]
## 9	Yes	Alive	24.8	(17.9,33.9]
## 503	No	Alive	24.9	(17.9,33.9]
## 1272	Yes	Alive	24.9	(17.9,33.9]
## 947	Yes	Alive	25.0	(17.9,33.9]
## 1158	No	Alive	25.0	(17.9,33.9]
## 16	No	Alive	25.1	(17.9,33.9]
## 142	No	Alive	25.1	(17.9,33.9]
## 985	No	Alive	25.1	(17.9,33.9]
## 354	Yes	Alive	25.2	(17.9,33.9]
## 736	Yes	Alive	25.2	(17.9,33.9]
## 1019	No	Alive	25.2	(17.9,33.9]
## 1170	Yes	Alive	25.2	(17.9,33.9]
## 45	No	Alive	25.3	(17.9,33.9]
## 516	No	Dead	25.3	(17.9,33.9]
## 82	Yes	Alive	25.4	(17.9,33.9]
## 524	Yes	Alive	25.4	(17.9,33.9]
## 530	No	Alive	25.5	(17.9,33.9]
## 607	No	Alive	25.5	(17.9,33.9]
## 1146	No	Alive	25.5	(17.9,33.9]
## 552	No	Alive	25.6	(17.9,33.9]
## 1164	Yes	Alive	25.6	(17.9,33.9]
## 393	No	Alive	25.7	(17.9,33.9]

## 433	No	Alive	25.7	(17.9,33.9]
## 459	No	Alive	25.7	(17.9,33.9]
## 596	Yes	Alive	25.7	(17.9,33.9]
## 1011	Yes	Alive	25.7	(17.9,33.9]
## 1275	No	Alive	25.7	(17.9,33.9]
## 28	No	Alive	25.8	(17.9,33.9]
## 817	No	Alive	25.8	(17.9,33.9]
## 1072	No	Alive	25.8	(17.9,33.9]
## 247	No	Alive	25.9	(17.9,33.9]
## 697	No	Alive	26.0	(17.9,33.9]
## 831	No	Alive	26.0	(17.9,33.9]
## 862	No	Alive	26.0	(17.9,33.9]
## 1248	No	Alive	26.0	(17.9,33.9]
## 72	Yes	Alive	26.2	(17.9,33.9]
## 216	Yes	Alive	26.2	(17.9,33.9]
## 305	Yes	Alive	26.2	(17.9,33.9]
## 659	Yes	Alive	26.2	(17.9,33.9]
## 147	No	Dead	26.3	(17.9,33.9]
## 837	No	Alive	26.3	(17.9,33.9]
## 813	No	Alive	26.4	(17.9,33.9]
## 179	No	Alive	26.5	(17.9,33.9]
## 422	No	Alive	26.5	(17.9,33.9]
## 1015	No	Alive	26.5	(17.9,33.9]
## 448	Yes	Alive	26.6	(17.9,33.9]
## 584	Yes	Alive	26.6	(17.9,33.9]
## 683	No	Alive	26.6	(17.9,33.9]
## 904	Yes	Alive	26.6	(17.9,33.9]
## 1144	Yes	Alive	26.6	(17.9,33.9]
## 1257	No	Alive	26.7	(17.9,33.9]
## 1266	No	Alive	26.7	(17.9,33.9]
## 103	No	Alive	26.8	(17.9,33.9]
## 372	Yes	Alive	26.8	(17.9,33.9]
## 405	No	Alive	26.8	(17.9,33.9]
## 932	No	Alive	26.9	(17.9,33.9]
## 174	No	Alive	27.0	(17.9,33.9]
## 885	No	Alive	27.0	(17.9,33.9]
## 1062	Yes	Alive	27.0	(17.9,33.9]
## 1088	No	Alive	27.0	(17.9,33.9]
## 1220	Yes	Alive	27.0	(17.9,33.9]
## 18	No	Alive	27.1	(17.9,33.9]
## 1100	Yes	Alive	27.1	(17.9,33.9]
## 570	Yes	Alive	27.2	(17.9,33.9]
## 673	No	Alive	27.2	(17.9,33.9]
## 674	No	Alive	27.2	(17.9,33.9]
## 85	No	Alive	27.3	(17.9,33.9]
## 760	Yes	Alive	27.3	(17.9,33.9]
## 783	Yes	Alive	27.3	(17.9,33.9]
## 1075	No	Alive	27.3	(17.9,33.9]
## 124	Yes	Alive	27.4	(17.9,33.9]
## 791	Yes	Alive	27.5	(17.9,33.9]

## 77	No	Alive	27.6	(17.9,33.9]
## 480	Yes	Alive	27.6	(17.9,33.9]
## 618	No	Alive	27.6	(17.9,33.9]
## 493	Yes	Alive	27.7	(17.9,33.9]
## 710	Yes	Alive	27.7	(17.9,33.9]
## 1252	Yes	Alive	27.8	(17.9,33.9]
## 1254	Yes	Alive	27.8	(17.9,33.9]
## 68	Yes	Alive	27.9	(17.9,33.9]
## 861	No	Alive	27.9	(17.9,33.9]
## 1202	No	Alive	27.9	(17.9,33.9]
## 1217	Yes	Alive	27.9	(17.9,33.9]
## 1135	Yes	Alive	28.0	(17.9,33.9]
## 1198	Yes	Alive	28.0	(17.9,33.9]
## 1204	Yes	Alive	28.1	(17.9,33.9]
## 590	Yes	Alive	28.2	(17.9,33.9]
## 973	Yes	Dead	28.3	(17.9,33.9]
## 1224	Yes	Alive	28.3	(17.9,33.9]
## 1233	No	Alive	28.3	(17.9,33.9]
## 55	No	Alive	28.4	(17.9,33.9]
## 601	No	Alive	28.4	(17.9,33.9]
## 870	No	Alive	28.5	(17.9,33.9]
## 1049	No	Alive	28.5	(17.9,33.9]
## 1256	No	Dead	28.5	(17.9,33.9]
## 798	Yes	Alive	28.7	(17.9,33.9]
## 641	No	Alive	28.8	(17.9,33.9]
## 705	Yes	Alive	28.8	(17.9,33.9]
## 812	Yes	Alive	28.8	(17.9,33.9]
## 129	Yes	Alive	28.9	(17.9,33.9]
## 907	Yes	Alive	28.9	(17.9,33.9]
## 333	Yes	Alive	29.0	(17.9,33.9]
## 714	No	Alive	29.0	(17.9,33.9]
## 1068	Yes	Alive	29.1	(17.9,33.9]
## 628	No	Dead	29.3	(17.9,33.9]
## 624	No	Alive	29.4	(17.9,33.9]
## 715	No	Alive	29.4	(17.9,33.9]
## 38	Yes	Alive	29.5	(17.9,33.9]
## 802	No	Alive	29.5	(17.9,33.9]
## 993	Yes	Alive	29.5	(17.9,33.9]
## 1035	Yes	Alive	29.5	(17.9,33.9]
## 1218	Yes	Alive	29.5	(17.9,33.9]
## 626	No	Alive	29.6	(17.9,33.9]
## 844	Yes	Alive	29.6	(17.9,33.9]
## 400	No	Alive	29.7	(17.9,33.9]
## 452	Yes	Alive	29.7	(17.9,33.9]
## 458	Yes	Alive	29.7	(17.9,33.9]
## 1078	No	Alive	29.7	(17.9,33.9]
## 1103	Yes	Alive	29.7	(17.9,33.9]
## 1241	Yes	Alive	29.7	(17.9,33.9]
## 565	No	Dead	29.8	(17.9,33.9]
## 797	No	Alive	29.8	(17.9,33.9]

## 822	Yes	Alive	29.8	(17.9,33.9]
## 1203	Yes	Alive	29.8	(17.9,33.9]
## 181	Yes	Alive	29.9	(17.9,33.9]
## 854	Yes	Alive	29.9	(17.9,33.9]
## 956	No	Alive	29.9	(17.9,33.9]
## 11	Yes	Alive	30.0	(17.9,33.9]
## 187	No	Alive	30.0	(17.9,33.9]
## 557	No	Alive	30.0	(17.9,33.9]
## 1209	Yes	Alive	30.0	(17.9,33.9]
## 1111	No	Alive	30.1	(17.9,33.9]
## 1124	No	Alive	30.1	(17.9,33.9]
## 619	Yes	Alive	30.2	(17.9,33.9]
## 1096	Yes	Alive	30.2	(17.9,33.9]
## 782	Yes	Alive	30.3	(17.9,33.9]
## 732	Yes	Alive	30.4	(17.9,33.9]
## 942	Yes	Alive	30.4	(17.9,33.9]
## 472	Yes	Alive	30.5	(17.9,33.9]
## 903	No	Alive	30.5	(17.9,33.9]
## 1042	Yes	Alive	30.5	(17.9,33.9]
## 122	Yes	Alive	30.6	(17.9,33.9]
## 290	No	Alive	30.6	(17.9,33.9]
## 158	No	Alive	30.7	(17.9,33.9]
## 860	Yes	Alive	30.7	(17.9,33.9]
## 251	No	Alive	30.8	(17.9,33.9]
## 1123	No	Alive	30.8	(17.9,33.9]
## 175	No	Alive	30.9	(17.9,33.9]
## 1181	No	Alive	30.9	(17.9,33.9]
## 727	No	Alive	31.0	(17.9,33.9]
## 1227	Yes	Alive	31.0	(17.9,33.9]
## 325	No	Alive	31.1	(17.9,33.9]
## 506	Yes	Alive	31.1	(17.9,33.9]
## 615	Yes	Alive	31.1	(17.9,33.9]
## 643	No	Alive	31.1	(17.9,33.9]
## 1304	Yes	Alive	31.2	(17.9,33.9]
## 141	Yes	Alive	31.3	(17.9,33.9]
## 349	Yes	Alive	31.3	(17.9,33.9]
## 687	Yes	Alive	31.3	(17.9,33.9]
## 972	No	Alive	31.3	(17.9,33.9]
## 1115	Yes	Dead	31.3	(17.9,33.9]
## 78	Yes	Alive	31.4	(17.9,33.9]
## 246	No	Alive	31.4	(17.9,33.9]
## 1208	Yes	Alive	31.4	(17.9,33.9]
## 1073	No	Alive	31.5	(17.9,33.9]
## 359	Yes	Alive	31.6	(17.9,33.9]
## 360	No	Alive	31.6	(17.9,33.9]
## 386	Yes	Alive	31.6	(17.9,33.9]
## 644	Yes	Alive	31.8	(17.9,33.9]
## 1058	No	Alive	31.8	(17.9,33.9]
## 308	No	Alive	31.9	(17.9,33.9]
## 428	No	Alive	31.9	(17.9,33.9]

## 473	No	Alive	31.9	(17.9,33.9]
## 980	No	Alive	32.1	(17.9,33.9]
## 144	No	Alive	32.2	(17.9,33.9]
## 408	No	Alive	32.2	(17.9,33.9]
## 637	Yes	Alive	32.2	(17.9,33.9]
## 1045	No	Alive	32.2	(17.9,33.9]
## 498	No	Alive	32.3	(17.9,33.9]
## 743	No	Alive	32.4	(17.9,33.9]
## 107	Yes	Alive	32.5	(17.9,33.9]
## 125	Yes	Alive	32.5	(17.9,33.9]
## 201	No	Alive	32.5	(17.9,33.9]
## 444	Yes	Alive	32.5	(17.9,33.9]
## 1128	Yes	Alive	32.5	(17.9,33.9]
## 807	No	Alive	32.6	(17.9,33.9]
## 1017	Yes	Dead	32.6	(17.9,33.9]
## 763	Yes	Alive	32.7	(17.9,33.9]
## 848	No	Alive	32.7	(17.9,33.9]
## 1298	Yes	Alive	32.7	(17.9,33.9]
## 87	No	Alive	32.8	(17.9,33.9]
## 566	Yes	Alive	32.8	(17.9,33.9]
## 723	No	Alive	32.8	(17.9,33.9]
## 849	No	Alive	32.8	(17.9,33.9]
## 481	Yes	Alive	32.9	(17.9,33.9]
## 1005	No	Alive	32.9	(17.9,33.9]
## 1120	No	Alive	32.9	(17.9,33.9]
## 39	Yes	Dead	33.0	(17.9,33.9]
## 66	Yes	Alive	33.0	(17.9,33.9]
## 223	Yes	Alive	33.0	(17.9,33.9]
## 336	Yes	Alive	33.0	(17.9,33.9]
## 423	Yes	Alive	33.0	(17.9,33.9]
## 553	No	Alive	33.0	(17.9,33.9]
## 1273	No	Alive	33.0	(17.9,33.9]
## 157	Yes	Alive	33.1	(17.9,33.9]
## 470	No	Alive	33.1	(17.9,33.9]
## 900	Yes	Alive	33.1	(17.9,33.9]
## 1044	Yes	Alive	33.1	(17.9,33.9]
## 1077	No	Alive	33.2	(17.9,33.9]
## 467	Yes	Alive	33.3	(17.9,33.9]
## 945	No	Alive	33.3	(17.9,33.9]
## 23	No	Alive	33.4	(17.9,33.9]
## 528	No	Alive	33.4	(17.9,33.9]
## 999	Yes	Alive	33.4	(17.9,33.9]
## 1025	No	Alive	33.4	(17.9,33.9]
## 1054	Yes	Alive	33.4	(17.9,33.9]
## 376	No	Alive	33.5	(17.9,33.9]
## 569	No	Alive	33.5	(17.9,33.9]
## 826	Yes	Alive	33.5	(17.9,33.9]
## 437	Yes	Alive	33.6	(17.9,33.9]
## 134	No	Alive	33.7	(17.9,33.9]
## 264	Yes	Alive	33.7	(17.9,33.9]

## 289	Yes	Alive	33.7	(17.9,33.9]
## 1014	No	Alive	33.7	(17.9,33.9]
## 1268	No	Alive	33.7	(17.9,33.9]
## 891	Yes	Alive	33.8	(17.9,33.9]
## 839	No	Alive	33.9	(17.9,33.9]
## 954	No	Alive	33.9	(17.9,33.9]
## 118	Yes	Alive	34.0	(33.9,54]
## 298	Yes	Alive	34.0	(33.9,54]
## 1190	Yes	Alive	34.1	(33.9,54]
## 288	No	Alive	34.2	(33.9,54]
## 429	No	Alive	34.2	(33.9,54]
## 969	No	Alive	34.2	(33.9,54]
## 331	Yes	Dead	34.3	(33.9,54]
## 463	Yes	Alive	34.3	(33.9,54]
## 888	No	Alive	34.3	(33.9,54]
## 1280	No	Alive	34.4	(33.9,54]
## 520	Yes	Alive	34.5	(33.9,54]
## 964	Yes	Dead	34.5	(33.9,54]
## 31	Yes	Alive	34.6	(33.9,54]
## 773	No	Alive	34.6	(33.9,54]
## 387	Yes	Alive	34.7	(33.9,54]
## 588	Yes	Alive	34.8	(33.9,54]
## 1156	No	Alive	34.9	(33.9,54]
## 1282	No	Alive	34.9	(33.9,54]
## 258	Yes	Alive	35.0	(33.9,54]
## 329	Yes	Alive	35.0	(33.9,54]
## 781	Yes	Alive	35.0	(33.9,54]
## 1082	No	Alive	35.0	(33.9,54]
## 1168	No	Alive	35.0	(33.9,54]
## 534	No	Alive	35.1	(33.9,54]
## 1027	No	Alive	35.1	(33.9,54]
## 215	No	Dead	35.2	(33.9,54]
## 327	Yes	Dead	35.2	(33.9,54]
## 81	No	Alive	35.3	(33.9,54]
## 259	Yes	Dead	35.4	(33.9,54]
## 664	No	Alive	35.4	(33.9,54]
## 427	Yes	Dead	35.5	(33.9,54]
## 776	Yes	Alive	35.5	(33.9,54]
## 40	Yes	Alive	35.6	(33.9,54]
## 510	No	Alive	35.6	(33.9,54]
## 43	Yes	Alive	35.7	(33.9,54]
## 133	Yes	Dead	35.7	(33.9,54]
## 518	Yes	Dead	35.7	(33.9,54]
## 691	No	Alive	35.7	(33.9,54]
## 1007	No	Alive	35.7	(33.9,54]
## 345	No	Alive	35.8	(33.9,54]
## 505	No	Alive	35.9	(33.9,54]
## 787	Yes	Alive	35.9	(33.9,54]
## 1310	Yes	Alive	35.9	(33.9,54]
## 97	No	Alive	36.0	(33.9,54]

## 1258	No	Alive	36.0	(33.9,54]
## 1285	Yes	Dead	36.0	(33.9,54]
## 374	Yes	Alive	36.1	(33.9,54]
## 547	Yes	Alive	36.1	(33.9,54]
## 271	Yes	Alive	36.2	(33.9,54]
## 536	Yes	Dead	36.2	(33.9,54]
## 64	Yes	Dead	36.3	(33.9,54]
## 312	Yes	Alive	36.3	(33.9,54]
## 330	Yes	Alive	36.3	(33.9,54]
## 646	Yes	Alive	36.3	(33.9,54]
## 193	Yes	Alive	36.5	(33.9,54]
## 274	No	Alive	36.5	(33.9,54]
## 311	Yes	Dead	36.5	(33.9,54]
## 529	No	Alive	36.5	(33.9,54]
## 1038	No	Alive	36.5	(33.9,54]
## 906	Yes	Alive	36.6	(33.9,54]
## 410	No	Alive	36.7	(33.9,54]
## 680	No	Alive	36.7	(33.9,54]
## 1101	Yes	Alive	36.7	(33.9,54]
## 1290	No	Alive	36.7	(33.9,54]
## 6	No	Alive	36.8	(33.9,54]
## 604	No	Alive	36.8	(33.9,54]
## 625	No	Alive	36.8	(33.9,54]
## 927	Yes	Alive	36.8	(33.9,54]
## 29	No	Dead	36.9	(33.9,54]
## 650	Yes	Alive	36.9	(33.9,54]
## 788	Yes	Dead	36.9	(33.9,54]
## 1033	No	Alive	36.9	(33.9,54]
## 321	Yes	Alive	37.0	(33.9,54]
## 385	No	Alive	37.0	(33.9,54]
## 774	Yes	Alive	37.0	(33.9,54]
## 843	Yes	Alive	37.1	(33.9,54]
## 948	Yes	Dead	37.1	(33.9,54]
## 392	No	Alive	37.2	(33.9,54]
## 514	No	Alive	37.2	(33.9,54]
## 62	Yes	Alive	37.3	(33.9,54]
## 1084	Yes	Alive	37.3	(33.9,54]
## 49	Yes	Alive	37.5	(33.9,54]
## 241	Yes	Alive	37.5	(33.9,54]
## 965	Yes	Alive	37.5	(33.9,54]
## 163	No	Alive	37.7	(33.9,54]
## 724	Yes	Alive	37.7	(33.9,54]
## 580	No	Alive	37.8	(33.9,54]
## 874	No	Alive	37.8	(33.9,54]
## 1210	Yes	Alive	37.8	(33.9,54]
## 496	No	Alive	38.0	(33.9,54]
## 533	Yes	Alive	38.0	(33.9,54]
## 535	No	Alive	38.0	(33.9,54]
## 769	No	Alive	38.0	(33.9,54]
## 572	Yes	Alive	38.1	(33.9,54]

## 709	Yes	Alive	38.1	(33.9,54]
## 733	No	Alive	38.1	(33.9,54]
## 920	Yes	Alive	38.1	(33.9,54]
## 978	Yes	Alive	38.1	(33.9,54]
## 1162	Yes	Alive	38.1	(33.9,54]
## 852	Yes	Alive	38.2	(33.9,54]
## 22	Yes	Alive	38.3	(33.9,54]
## 1297	Yes	Alive	38.3	(33.9,54]
## 214	No	Alive	38.4	(33.9,54]
## 277	No	Alive	38.4	(33.9,54]
## 809	No	Alive	38.4	(33.9,54]
## 300	No	Alive	38.5	(33.9,54]
## 388	Yes	Dead	38.5	(33.9,54]
## 592	Yes	Alive	38.5	(33.9,54]
## 820	No	Alive	38.5	(33.9,54]
## 836	Yes	Alive	38.5	(33.9,54]
## 67	Yes	Alive	38.6	(33.9,54]
## 912	Yes	Alive	38.6	(33.9,54]
## 302	Yes	Alive	38.7	(33.9,54]
## 1191	No	Alive	38.7	(33.9,54]
## 272	Yes	Alive	38.8	(33.9,54]
## 276	No	Alive	38.8	(33.9,54]
## 938	Yes	Dead	38.8	(33.9,54]
## 1270	Yes	Alive	38.8	(33.9,54]
## 1004	Yes	Alive	38.9	(33.9,54]
## 1036	No	Alive	38.9	(33.9,54]
## 54	Yes	Alive	39.0	(33.9,54]
## 342	Yes	Alive	39.0	(33.9,54]
## 41	Yes	Alive	39.1	(33.9,54]
## 915	No	Dead	39.1	(33.9,54]
## 1314	No	Alive	39.1	(33.9,54]
## 1131	Yes	Dead	39.2	(33.9,54]
## 343	Yes	Alive	39.3	(33.9,54]
## 390	Yes	Alive	39.3	(33.9,54]
## 922	Yes	Alive	39.3	(33.9,54]
## 1289	Yes	Dead	39.3	(33.9,54]
## 76	No	Alive	39.5	(33.9,54]
## 509	Yes	Alive	39.5	(33.9,54]
## 1207	No	Alive	39.5	(33.9,54]
## 678	No	Alive	39.6	(33.9,54]
## 263	Yes	Alive	39.7	(33.9,54]
## 367	Yes	Alive	39.7	(33.9,54]
## 1299	No	Alive	39.7	(33.9,54]
## 285	No	Alive	39.8	(33.9,54]
## 629	No	Alive	40.0	(33.9,54]
## 730	No	Dead	40.0	(33.9,54]
## 759	No	Alive	40.0	(33.9,54]
## 955	No	Alive	40.0	(33.9,54]
## 57	Yes	Alive	40.1	(33.9,54]
## 744	Yes	Alive	40.1	(33.9,54]

## 753	No	Dead	40.1	(33.9,54]
## 1244	Yes	Alive	40.1	(33.9,54]
## 1246	No	Alive	40.2	(33.9,54]
## 419	Yes	Alive	40.3	(33.9,54]
## 622	No	Alive	40.3	(33.9,54]
## 631	Yes	Alive	40.3	(33.9,54]
## 635	Yes	Alive	40.4	(33.9,54]
## 1029	Yes	Alive	40.4	(33.9,54]
## 177	No	Alive	40.5	(33.9,54]
## 815	Yes	Alive	40.5	(33.9,54]
## 1010	No	Alive	40.6	(33.9,54]
## 382	Yes	Alive	40.7	(33.9,54]
## 1099	No	Alive	40.7	(33.9,54]
## 140	Yes	Dead	40.8	(33.9,54]
## 649	Yes	Alive	40.8	(33.9,54]
## 1229	No	Alive	40.8	(33.9,54]
## 1260	Yes	Alive	40.8	(33.9,54]
## 326	Yes	Alive	40.9	(33.9,54]
## 149	Yes	Alive	41.0	(33.9,54]
## 593	Yes	Alive	41.0	(33.9,54]
## 1236	Yes	Alive	41.0	(33.9,54]
## 1255	Yes	Alive	41.0	(33.9,54]
## 1060	Yes	Alive	41.1	(33.9,54]
## 1263	No	Alive	41.2	(33.9,54]
## 935	No	Dead	41.3	(33.9,54]
## 577	No	Alive	41.4	(33.9,54]
## 486	No	Alive	41.5	(33.9,54]
## 717	No	Alive	41.5	(33.9,54]
## 918	No	Alive	41.5	(33.9,54]
## 162	No	Alive	41.6	(33.9,54]
## 295	No	Alive	41.6	(33.9,54]
## 362	No	Alive	41.6	(33.9,54]
## 63	No	Alive	41.7	(33.9,54]
## 684	No	Alive	41.7	(33.9,54]
## 1106	No	Alive	41.7	(33.9,54]
## 1159	Yes	Dead	41.7	(33.9,54]
## 752	No	Alive	41.8	(33.9,54]
## 1267	No	Alive	41.8	(33.9,54]
## 60	No	Alive	41.9	(33.9,54]
## 180	Yes	Alive	41.9	(33.9,54]
## 859	No	Dead	41.9	(33.9,54]
## 1112	Yes	Alive	41.9	(33.9,54]
## 719	No	Alive	42.0	(33.9,54]
## 711	No	Alive	42.1	(33.9,54]
## 1262	No	Dead	42.1	(33.9,54]
## 1309	No	Alive	42.1	(33.9,54]
## 435	No	Alive	42.2	(33.9,54]
## 901	No	Alive	42.2	(33.9,54]
## 337	Yes	Dead	42.3	(33.9,54]
## 1141	Yes	Alive	42.3	(33.9,54]

## 1160	No	Alive	42.3	(33.9,54]
## 865	Yes	Dead	42.4	(33.9,54]
## 943	No	Alive	42.4	(33.9,54]
## 465	No	Alive	42.5	(33.9,54]
## 581	Yes	Alive	42.5	(33.9,54]
## 778	Yes	Alive	42.5	(33.9,54]
## 977	Yes	Dead	42.5	(33.9,54]
## 685	No	Dead	42.6	(33.9,54]
## 634	Yes	Alive	42.7	(33.9,54]
## 287	No	Alive	42.8	(33.9,54]
## 602	No	Alive	42.8	(33.9,54]
## 880	Yes	Alive	42.8	(33.9,54]
## 1064	Yes	Dead	42.9	(33.9,54]
## 657	Yes	Alive	43.0	(33.9,54]
## 1308	Yes	Alive	43.0	(33.9,54]
## 784	No	Alive	43.1	(33.9,54]
## 447	Yes	Alive	43.2	(33.9,54]
## 204	Yes	Alive	43.3	(33.9,54]
## 951	Yes	Dead	43.3	(33.9,54]
## 1239	No	Dead	43.3	(33.9,54]
## 612	Yes	Alive	43.4	(33.9,54]
## 1249	No	Alive	43.4	(33.9,54]
## 17	No	Alive	43.5	(33.9,54]
## 671	Yes	Alive	43.5	(33.9,54]
## 771	Yes	Alive	43.5	(33.9,54]
## 1188	No	Alive	43.5	(33.9,54]
## 335	Yes	Alive	43.6	(33.9,54]
## 793	Yes	Alive	43.6	(33.9,54]
## 983	Yes	Alive	43.6	(33.9,54]
## 1016	Yes	Alive	43.6	(33.9,54]
## 402	Yes	Dead	43.7	(33.9,54]
## 563	Yes	Alive	43.7	(33.9,54]
## 853	No	Dead	43.7	(33.9,54]
## 1171	Yes	Alive	43.7	(33.9,54]
## 1279	Yes	Alive	43.7	(33.9,54]
## 605	Yes	Alive	43.8	(33.9,54]
## 1055	No	Alive	43.8	(33.9,54]
## 1212	Yes	Alive	43.8	(33.9,54]
## 899	No	Alive	44.0	(33.9,54]
## 990	Yes	Alive	44.0	(33.9,54]
## 1130	Yes	Alive	44.0	(33.9,54]
## 692	No	Alive	44.1	(33.9,54]
## 834	No	Alive	44.1	(33.9,54]
## 47	Yes	Dead	44.3	(33.9,54]
## 307	Yes	Alive	44.3	(33.9,54]
## 373	Yes	Dead	44.3	(33.9,54]
## 497	Yes	Alive	44.3	(33.9,54]
## 1012	Yes	Dead	44.3	(33.9,54]
## 1063	Yes	Alive	44.3	(33.9,54]
## 37	Yes	Alive	44.4	(33.9,54]

## 398	Yes	Alive	44.4	(33.9,54]
## 502	Yes	Alive	44.4	(33.9,54]
## 662	No	Alive	44.4	(33.9,54]
## 895	Yes	Alive	44.4	(33.9,54]
## 1234	Yes	Alive	44.4	(33.9,54]
## 1303	No	Alive	44.4	(33.9,54]
## 203	Yes	Alive	44.5	(33.9,54]
## 377	Yes	Alive	44.5	(33.9,54]
## 881	Yes	Alive	44.5	(33.9,54]
## 921	Yes	Alive	44.6	(33.9,54]
## 1138	No	Alive	44.6	(33.9,54]
## 492	No	Alive	44.7	(33.9,54]
## 869	No	Alive	44.7	(33.9,54]
## 883	No	Alive	44.7	(33.9,54]
## 168	Yes	Alive	44.8	(33.9,54]
## 911	No	Alive	44.8	(33.9,54]
## 876	Yes	Dead	44.9	(33.9,54]
## 1070	Yes	Dead	44.9	(33.9,54]
## 52	No	Alive	45.0	(33.9,54]
## 1169	Yes	Dead	45.0	(33.9,54]
## 747	No	Alive	45.1	(33.9,54]
## 165	No	Alive	45.2	(33.9,54]
## 487	Yes	Alive	45.3	(33.9,54]
## 543	Yes	Alive	45.3	(33.9,54]
## 73	No	Alive	45.4	(33.9,54]
## 623	Yes	Alive	45.4	(33.9,54]
## 238	Yes	Alive	45.5	(33.9,54]
## 740	Yes	Alive	45.5	(33.9,54]
## 1216	No	Alive	45.5	(33.9,54]
## 1265	Yes	Alive	45.5	(33.9,54]
## 206	Yes	Alive	45.6	(33.9,54]
## 451	Yes	Dead	45.6	(33.9,54]
## 449	Yes	Alive	45.7	(33.9,54]
## 780	No	Alive	45.7	(33.9,54]
## 111	Yes	Alive	45.9	(33.9,54]
## 1023	No	Alive	45.9	(33.9,54]
## 1245	No	Alive	46.0	(33.9,54]
## 244	No	Alive	46.1	(33.9,54]
## 399	No	Alive	46.2	(33.9,54]
## 1230	Yes	Alive	46.2	(33.9,54]
## 96	No	Alive	46.3	(33.9,54]
## 1091	No	Alive	46.3	(33.9,54]
## 741	No	Alive	46.5	(33.9,54]
## 1185	No	Alive	46.5	(33.9,54]
## 667	Yes	Dead	46.6	(33.9,54]
## 1295	No	Alive	46.6	(33.9,54]
## 36	Yes	Alive	46.7	(33.9,54]
## 645	No	Alive	46.7	(33.9,54]
## 1137	Yes	Alive	46.7	(33.9,54]
## 248	Yes	Alive	46.8	(33.9,54]

## 220	Yes	Alive	46.9	(33.9,54]
## 940	No	Alive	46.9	(33.9,54]
## 1211	Yes	Alive	46.9	(33.9,54]
## 344	No	Dead	47.0	(33.9,54]
## 1113	Yes	Alive	47.0	(33.9,54]
## 4	No	Alive	47.1	(33.9,54]
## 608	No	Dead	47.2	(33.9,54]
## 699	No	Dead	47.3	(33.9,54]
## 810	Yes	Alive	47.3	(33.9,54]
## 916	Yes	Alive	47.4	(33.9,54]
## 979	No	Alive	47.4	(33.9,54]
## 114	No	Alive	47.5	(33.9,54]
## 146	No	Alive	47.5	(33.9,54]
## 971	No	Dead	47.5	(33.9,54]
## 69	No	Alive	47.6	(33.9,54]
## 104	Yes	Alive	47.6	(33.9,54]
## 772	No	Alive	47.7	(33.9,54]
## 949	Yes	Alive	47.7	(33.9,54]
## 236	Yes	Dead	47.8	(33.9,54]
## 908	No	Alive	47.8	(33.9,54]
## 1305	Yes	Alive	47.8	(33.9,54]
## 273	Yes	Alive	47.9	(33.9,54]
## 309	No	Dead	47.9	(33.9,54]
## 712	Yes	Alive	47.9	(33.9,54]
## 90	Yes	Alive	48.0	(33.9,54]
## 742	No	Alive	48.1	(33.9,54]
## 879	No	Alive	48.1	(33.9,54]
## 1148	No	Alive	48.1	(33.9,54]
## 523	Yes	Alive	48.3	(33.9,54]
## 704	Yes	Alive	48.3	(33.9,54]
## 864	No	Alive	48.3	(33.9,54]
## 962	Yes	Alive	48.3	(33.9,54]
## 1286	Yes	Alive	48.3	(33.9,54]
## 172	Yes	Dead	48.4	(33.9,54]
## 762	Yes	Alive	48.4	(33.9,54]
## 138	No	Alive	48.5	(33.9,54]
## 1046	No	Alive	48.5	(33.9,54]
## 1030	No	Alive	48.6	(33.9,54]
## 218	Yes	Alive	48.7	(33.9,54]
## 958	Yes	Alive	48.7	(33.9,54]
## 1250	No	Alive	48.8	(33.9,54]
## 1104	No	Alive	48.9	(33.9,54]
## 491	No	Alive	49.0	(33.9,54]
## 262	No	Alive	49.1	(33.9,54]
## 13	Yes	Alive	49.2	(33.9,54]
## 436	Yes	Alive	49.2	(33.9,54]
## 621	Yes	Alive	49.2	(33.9,54]
## 303	No	Alive	49.3	(33.9,54]
## 320	No	Alive	49.3	(33.9,54]
## 346	No	Alive	49.4	(33.9,54]

## 832	Yes	Alive	49.4	(33.9,54]
## 838	Yes	Alive	49.4	(33.9,54]
## 1069	No	Alive	49.4	(33.9,54]
## 10	Yes	Alive	49.5	(33.9,54]
## 438	Yes	Alive	49.5	(33.9,54]
## 245	No	Alive	49.6	(33.9,54]
## 910	No	Alive	49.6	(33.9,54]
## 1121	Yes	Dead	49.6	(33.9,54]
## 152	Yes	Alive	49.7	(33.9,54]
## 192	Yes	Alive	49.8	(33.9,54]
## 33	Yes	Alive	49.9	(33.9,54]
## 357	No	Alive	49.9	(33.9,54]
## 120	Yes	Alive	50.1	(33.9,54]
## 758	Yes	Dead	50.2	(33.9,54]
## 819	Yes	Alive	50.2	(33.9,54]
## 1021	No	Dead	50.2	(33.9,54]
## 1237	Yes	Alive	50.2	(33.9,54]
## 477	No	Alive	50.3	(33.9,54]
## 155	No	Alive	50.5	(33.9,54]
## 872	No	Alive	50.5	(33.9,54]
## 902	No	Alive	50.5	(33.9,54]
## 432	Yes	Alive	50.6	(33.9,54]
## 1149	Yes	Alive	50.6	(33.9,54]
## 567	Yes	Alive	50.7	(33.9,54]
## 648	Yes	Alive	50.7	(33.9,54]
## 816	Yes	Alive	50.8	(33.9,54]
## 855	No	Alive	50.8	(33.9,54]
## 1145	Yes	Alive	50.8	(33.9,54]
## 1155	No	Alive	50.8	(33.9,54]
## 564	Yes	Alive	50.9	(33.9,54]
## 576	Yes	Alive	50.9	(33.9,54]
## 976	Yes	Alive	51.0	(33.9,54]
## 963	Yes	Alive	51.1	(33.9,54]
## 1165	No	Dead	51.1	(33.9,54]
## 58	No	Alive	51.2	(33.9,54]
## 1283	Yes	Alive	51.2	(33.9,54]
## 352	No	Alive	51.3	(33.9,54]
## 232	No	Alive	51.5	(33.9,54]
## 924	No	Alive	51.5	(33.9,54]
## 1057	Yes	Alive	51.5	(33.9,54]
## 575	No	Alive	51.6	(33.9,54]
## 688	No	Alive	51.6	(33.9,54]
## 728	Yes	Dead	51.6	(33.9,54]
## 186	Yes	Alive	51.7	(33.9,54]
## 595	No	Alive	51.8	(33.9,54]
## 32	Yes	Alive	51.9	(33.9,54]
## 211	Yes	Alive	51.9	(33.9,54]
## 401	Yes	Alive	51.9	(33.9,54]
## 1232	Yes	Alive	51.9	(33.9,54]
## 417	No	Alive	52.0	(33.9,54]

## 886	No	Alive	52.0	(33.9,54]
## 1125	No	Alive	52.0	(33.9,54]
## 731	Yes	Alive	52.1	(33.9,54]
## 818	Yes	Alive	52.1	(33.9,54]
## 1085	Yes	Alive	52.1	(33.9,54]
## 551	No	Alive	52.2	(33.9,54]
## 706	No	Alive	52.2	(33.9,54]
## 1196	Yes	Alive	52.2	(33.9,54]
## 959	Yes	Alive	52.3	(33.9,54]
## 1231	No	Alive	52.3	(33.9,54]
## 252	Yes	Alive	52.4	(33.9,54]
## 269	No	Alive	52.4	(33.9,54]
## 299	No	Dead	52.4	(33.9,54]
## 953	No	Alive	52.4	(33.9,54]
## 1003	Yes	Alive	52.4	(33.9,54]
## 1050	Yes	Alive	52.4	(33.9,54]
## 1117	No	Alive	52.4	(33.9,54]
## 1253	Yes	Alive	52.4	(33.9,54]
## 1189	No	Alive	52.5	(33.9,54]
## 257	No	Alive	52.6	(33.9,54]
## 1079	Yes	Dead	52.6	(33.9,54]
## 660	Yes	Alive	52.7	(33.9,54]
## 460	No	Alive	52.8	(33.9,54]
## 297	No	Alive	52.9	(33.9,54]
## 1105	No	Alive	52.9	(33.9,54]
## 561	Yes	Alive	53.0	(33.9,54]
## 892	No	Alive	53.0	(33.9,54]
## 1136	No	Alive	53.0	(33.9,54]
## 145	No	Alive	53.1	(33.9,54]
## 1056	Yes	Alive	53.1	(33.9,54]
## 339	No	Alive	53.2	(33.9,54]
## 1205	Yes	Alive	53.2	(33.9,54]
## 541	Yes	Alive	53.3	(33.9,54]
## 829	No	Alive	53.3	(33.9,54]
## 1180	No	Alive	53.3	(33.9,54]
## 936	No	Alive	53.4	(33.9,54]
## 88	Yes	Dead	53.6	(33.9,54]
## 748	Yes	Dead	53.6	(33.9,54]
## 1006	Yes	Alive	53.6	(33.9,54]
## 340	Yes	Alive	53.7	(33.9,54]
## 1052	No	Alive	53.8	(33.9,54]
## 237	Yes	Alive	53.9	(33.9,54]
## 421	Yes	Alive	53.9	(33.9,54]
## 1179	Yes	Alive	53.9	(33.9,54]
## 286	Yes	Dead	55.0	(54,64]
## 260	No	Dead	55.1	(54,64]
## 456	Yes	Alive	55.1	(54,64]
## 642	No	Alive	55.1	(54,64]
## 805	No	Alive	55.1	(54,64]
## 858	Yes	Alive	55.1	(54,64]

## 574	Yes	Dead	55.2	(54,64]
## 652	No	Alive	55.2	(54,64]
## 677	Yes	Alive	55.2	(54,64]
## 278	No	Alive	55.3	(54,64]
## 418	No	Alive	55.3	(54,64]
## 550	Yes	Dead	55.3	(54,64]
## 589	No	Dead	55.3	(54,64]
## 1228	Yes	Alive	55.3	(54,64]
## 167	No	Alive	55.4	(54,64]
## 361	No	Alive	55.4	(54,64]
## 857	No	Alive	55.4	(54,64]
## 1238	No	Alive	55.4	(54,64]
## 98	Yes	Dead	55.5	(54,64]
## 725	No	Alive	55.5	(54,64]
## 751	No	Alive	55.5	(54,64]
## 1271	Yes	Alive	55.5	(54,64]
## 210	Yes	Alive	55.6	(54,64]
## 413	No	Dead	55.6	(54,64]
## 455	No	Alive	55.6	(54,64]
## 877	Yes	Alive	55.6	(54,64]
## 982	Yes	Alive	55.7	(54,64]
## 1051	Yes	Dead	55.7	(54,64]
## 1274	Yes	Alive	55.7	(54,64]
## 640	No	Alive	55.8	(54,64]
## 1067	Yes	Alive	55.8	(54,64]
## 86	No	Dead	55.9	(54,64]
## 89	No	Alive	55.9	(54,64]
## 666	No	Dead	55.9	(54,64]
## 476	No	Alive	56.0	(54,64]
## 764	No	Alive	56.0	(54,64]
## 91	Yes	Alive	56.1	(54,64]
## 121	No	Alive	56.1	(54,64]
## 313	No	Dead	56.1	(54,64]
## 499	Yes	Alive	56.1	(54,64]
## 821	No	Dead	56.1	(54,64]
## 1065	Yes	Dead	56.1	(54,64]
## 26	No	Alive	56.2	(54,64]
## 482	No	Alive	56.2	(54,64]
## 571	No	Dead	56.2	(54,64]
## 669	No	Alive	56.2	(54,64]
## 1222	Yes	Dead	56.2	(54,64]
## 323	No	Dead	56.3	(54,64]
## 351	No	Alive	56.3	(54,64]
## 366	Yes	Alive	56.4	(54,64]
## 454	No	Alive	56.4	(54,64]
## 600	No	Alive	56.5	(54,64]
## 803	Yes	Dead	56.5	(54,64]
## 1024	Yes	Dead	56.5	(54,64]
## 1269	No	Alive	56.5	(54,64]
## 519	Yes	Dead	56.6	(54,64]

## 1199	Yes	Alive	56.6	(54,64]
## 229	Yes	Alive	56.7	(54,64]
## 280	Yes	Dead	56.7	(54,64]
## 128	No	Alive	56.8	(54,64]
## 178	Yes	Alive	56.8	(54,64]
## 478	No	Alive	56.8	(54,64]
## 35	No	Alive	56.9	(54,64]
## 420	Yes	Dead	56.9	(54,64]
## 1167	No	Dead	56.9	(54,64]
## 443	No	Alive	57.1	(54,64]
## 929	Yes	Alive	57.1	(54,64]
## 116	No	Alive	57.2	(54,64]
## 409	No	Dead	57.2	(54,64]
## 1126	Yes	Alive	57.2	(54,64]
## 205	Yes	Dead	57.4	(54,64]
## 696	Yes	Alive	57.4	(54,64]
## 928	No	Alive	57.4	(54,64]
## 3	No	Dead	57.5	(54,64]
## 8	Yes	Dead	57.5	(54,64]
## 1184	No	Alive	57.5	(54,64]
## 213	Yes	Dead	57.6	(54,64]
## 801	No	Alive	57.6	(54,64]
## 310	Yes	Alive	57.7	(54,64]
## 380	Yes	Dead	57.7	(54,64]
## 1293	No	Alive	57.7	(54,64]
## 234	Yes	Alive	57.8	(54,64]
## 917	No	Alive	57.8	(54,64]
## 670	No	Dead	57.9	(54,64]
## 735	Yes	Dead	57.9	(54,64]
## 396	Yes	Dead	58.0	(54,64]
## 500	Yes	Alive	58.0	(54,64]
## 61	Yes	Alive	58.1	(54,64]
## 71	No	Dead	58.1	(54,64]
## 356	No	Alive	58.1	(54,64]
## 823	No	Alive	58.1	(54,64]
## 1178	Yes	Alive	58.1	(54,64]
## 984	Yes	Dead	58.2	(54,64]
## 1102	No	Alive	58.2	(54,64]
## 19	No	Alive	58.3	(54,64]
## 84	Yes	Alive	58.3	(54,64]
## 150	No	Dead	58.3	(54,64]
## 693	No	Alive	58.3	(54,64]
## 14	No	Alive	58.4	(54,64]
## 225	No	Dead	58.4	(54,64]
## 708	No	Dead	58.4	(54,64]
## 957	Yes	Alive	58.4	(54,64]
## 294	Yes	Alive	58.5	(54,64]
## 722	No	Dead	58.5	(54,64]
## 868	No	Alive	58.5	(54,64]
## 1277	Yes	Alive	58.5	(54,64]

## 270	No	Dead	58.6	(54,64]
## 521	Yes	Alive	58.6	(54,64]
## 627	Yes	Dead	58.6	(54,64]
## 381	Yes	Alive	58.7	(54,64]
## 887	Yes	Alive	58.7	(54,64]
## 228	No	Alive	58.8	(54,64]
## 254	Yes	Dead	58.9	(54,64]
## 806	Yes	Dead	58.9	(54,64]
## 937	Yes	Alive	58.9	(54,64]
## 464	No	Dead	59.0	(54,64]
## 606	Yes	Alive	59.0	(54,64]
## 620	Yes	Alive	59.0	(54,64]
## 368	Yes	Alive	59.1	(54,64]
## 27	Yes	Alive	59.2	(54,64]
## 412	No	Alive	59.2	(54,64]
## 284	Yes	Dead	59.3	(54,64]
## 159	Yes	Dead	59.4	(54,64]
## 539	No	Alive	59.4	(54,64]
## 894	Yes	Alive	59.4	(54,64]
## 119	No	Alive	59.5	(54,64]
## 235	Yes	Alive	59.5	(54,64]
## 304	No	Alive	59.5	(54,64]
## 517	Yes	Alive	59.6	(54,64]
## 786	Yes	Dead	59.7	(54,64]
## 767	No	Alive	59.8	(54,64]
## 112	No	Alive	59.9	(54,64]
## 166	Yes	Dead	59.9	(54,64]
## 960	No	Dead	59.9	(54,64]
## 1122	No	Alive	59.9	(54,64]
## 1194	No	Alive	59.9	(54,64]
## 995	No	Alive	60.0	(54,64]
## 1092	Yes	Alive	60.0	(54,64]
## 1300	Yes	Dead	60.0	(54,64]
## 194	No	Dead	60.1	(54,64]
## 317	Yes	Dead	60.1	(54,64]
## 583	No	Alive	60.1	(54,64]
## 1240	No	Alive	60.1	(54,64]
## 676	Yes	Dead	60.2	(54,64]
## 946	Yes	Alive	60.2	(54,64]
## 1066	No	Dead	60.2	(54,64]
## 217	No	Alive	60.3	(54,64]
## 898	Yes	Alive	60.5	(54,64]
## 15	No	Dead	60.6	(54,64]
## 296	Yes	Alive	60.6	(54,64]
## 749	No	Dead	60.6	(54,64]
## 851	No	Alive	60.6	(54,64]
## 1110	No	Alive	60.6	(54,64]
## 1182	Yes	Alive	60.6	(54,64]
## 479	Yes	Dead	60.7	(54,64]
## 594	No	Alive	60.7	(54,64]

## 1288	No	Alive	60.8	(54,64]
## 1306	Yes	Alive	60.9	(54,64]
## 102	Yes	Dead	61.0	(54,64]
## 992	Yes	Dead	61.0	(54,64]
## 1219	Yes	Alive	61.0	(54,64]
## 403	Yes	Dead	61.1	(54,64]
## 779	Yes	Dead	61.1	(54,64]
## 1026	Yes	Alive	61.1	(54,64]
## 391	No	Dead	61.2	(54,64]
## 1151	No	Alive	61.2	(54,64]
## 293	No	Alive	61.3	(54,64]
## 799	Yes	Alive	61.4	(54,64]
## 1307	No	Dead	61.4	(54,64]
## 1043	No	Alive	61.5	(54,64]
## 1098	No	Alive	61.5	(54,64]
## 1221	Yes	Alive	61.5	(54,64]
## 439	Yes	Alive	61.6	(54,64]
## 371	Yes	Alive	61.8	(54,64]
## 532	Yes	Dead	61.8	(54,64]
## 847	No	Dead	61.8	(54,64]
## 1034	Yes	Alive	61.8	(54,64]
## 617	No	Dead	61.9	(54,64]
## 974	Yes	Dead	61.9	(54,64]
## 195	Yes	Alive	62.0	(54,64]
## 292	Yes	Alive	62.0	(54,64]
## 549	Yes	Alive	62.1	(54,64]
## 700	Yes	Dead	62.1	(54,64]
## 746	Yes	Alive	62.1	(54,64]
## 777	No	Dead	62.1	(54,64]
## 1312	Yes	Dead	62.1	(54,64]
## 614	Yes	Alive	62.2	(54,64]
## 794	No	Alive	62.2	(54,64]
## 24	Yes	Dead	62.3	(54,64]
## 135	No	Dead	62.3	(54,64]
## 171	Yes	Dead	62.3	(54,64]
## 282	Yes	Alive	62.3	(54,64]
## 494	Yes	Dead	62.3	(54,64]
## 695	No	Alive	62.3	(54,64]
## 770	No	Alive	62.3	(54,64]
## 74	No	Alive	62.4	(54,64]
## 562	No	Alive	62.4	(54,64]
## 653	Yes	Dead	62.4	(54,64]
## 1161	No	Alive	62.4	(54,64]
## 75	No	Alive	62.5	(54,64]
## 1215	No	Dead	62.5	(54,64]
## 1048	No	Alive	62.6	(54,64]
## 1187	No	Alive	62.6	(54,64]
## 341	No	Alive	62.7	(54,64]
## 597	No	Dead	62.7	(54,64]
## 755	Yes	Dead	62.7	(54,64]

## 94	No	Alive	62.8	(54,64]
## 110	Yes	Dead	62.8	(54,64]
## 190	Yes	Alive	62.9	(54,64]
## 406	No	Alive	63.0	(54,64]
## 488	Yes	Alive	63.0	(54,64]
## 504	Yes	Alive	63.1	(54,64]
## 1213	Yes	Alive	63.1	(54,64]
## 1287	No	Alive	63.1	(54,64]
## 338	No	Dead	63.2	(54,64]
## 545	Yes	Dead	63.2	(54,64]
## 840	No	Dead	63.2	(54,64]
## 1294	No	Alive	63.2	(54,64]
## 1116	Yes	Dead	63.3	(54,64]
## 1235	Yes	Dead	63.3	(54,64]
## 208	Yes	Dead	63.4	(54,64]
## 483	Yes	Dead	63.4	(54,64]
## 738	No	Alive	63.4	(54,64]
## 765	Yes	Dead	63.4	(54,64]
## 156	No	Dead	63.5	(54,64]
## 233	Yes	Alive	63.5	(54,64]
## 961	No	Alive	63.5	(54,64]
## 1093	No	Dead	63.5	(54,64]
## 136	Yes	Alive	63.6	(54,64]
## 123	Yes	Dead	63.8	(54,64]
## 512	No	Dead	63.8	(54,64]
## 842	No	Dead	63.8	(54,64]
## 1291	No	Alive	63.8	(54,64]
## 240	No	Alive	63.9	(54,64]
## 944	No	Dead	64.0	(54,64]
## 1142	No	Alive	64.0	(54,64]
## 1118	No	Alive	65.0	(64,89.9]
## 1243	No	Dead	65.1	(64,89.9]
## 1001	No	Dead	65.2	(64,89.9]
## 968	No	Dead	65.3	(64,89.9]
## 578	No	Dead	65.4	(64,89.9]
## 395	No	Dead	65.6	(64,89.9]
## 668	No	Dead	65.6	(64,89.9]
## 694	Yes	Dead	65.6	(64,89.9]
## 20	Yes	Alive	65.7	(64,89.9]
## 100	No	Dead	65.7	(64,89.9]
## 1009	No	Dead	65.7	(64,89.9]
## 222	No	Dead	65.8	(64,89.9]
## 306	Yes	Dead	65.8	(64,89.9]
## 12	No	Dead	66.0	(64,89.9]
## 148	No	Dead	66.0	(64,89.9]
## 568	Yes	Dead	66.1	(64,89.9]
## 701	Yes	Dead	66.1	(64,89.9]
## 183	No	Dead	66.3	(64,89.9]
## 265	No	Dead	66.4	(64,89.9]
## 790	No	Dead	66.4	(64,89.9]

## 989	No	Dead	66.4	(64,89.9]
## 1095	No	Alive	66.4	(64,89.9]
## 113	Yes	Dead	66.5	(64,89.9]
## 950	No	Dead	66.5	(64,89.9]
## 729	No	Dead	66.6	(64,89.9]
## 227	No	Alive	66.7	(64,89.9]
## 573	Yes	Dead	66.8	(64,89.9]
## 1154	No	Dead	66.8	(64,89.9]
## 209	No	Alive	67.0	(64,89.9]
## 160	No	Alive	67.2	(64,89.9]
## 267	No	Dead	67.2	(64,89.9]
## 761	Yes	Dead	67.2	(64,89.9]
## 713	No	Dead	67.4	(64,89.9]
## 411	Yes	Dead	67.5	(64,89.9]
## 814	No	Dead	67.5	(64,89.9]
## 319	No	Dead	67.6	(64,89.9]
## 579	No	Dead	67.7	(64,89.9]
## 792	No	Dead	67.7	(64,89.9]
## 1200	No	Dead	67.8	(64,89.9]
## 720	No	Dead	68.1	(64,89.9]
## 200	Yes	Dead	68.4	(64,89.9]
## 527	No	Alive	68.4	(64,89.9]
## 1013	No	Alive	68.4	(64,89.9]
## 611	No	Dead	68.5	(64,89.9]
## 897	No	Dead	69.0	(64,89.9]
## 490	No	Dead	69.4	(64,89.9]
## 515	No	Dead	69.5	(64,89.9]
## 825	No	Dead	69.6	(64,89.9]
## 42	No	Dead	69.7	(64,89.9]
## 105	No	Dead	70.5	(64,89.9]
## 495	No	Dead	70.7	(64,89.9]
## 548	No	Dead	71.0	(64,89.9]
## 1143	Yes	Dead	71.0	(64,89.9]
## 1301	No	Dead	71.0	(64,89.9]
## 1140	No	Dead	71.1	(64,89.9]
## 1037	No	Dead	71.3	(64,89.9]
## 1292	No	Dead	71.3	(64,89.9]
## 365	No	Dead	71.4	(64,89.9]
## 665	No	Dead	71.4	(64,89.9]
## 873	Yes	Alive	71.5	(64,89.9]
## 1174	No	Dead	71.6	(64,89.9]
## 137	Yes	Dead	71.7	(64,89.9]
## 663	No	Alive	71.8	(64,89.9]
## 970	No	Alive	71.8	(64,89.9]
## 255	Yes	Alive	72.1	(64,89.9]
## 587	No	Dead	72.1	(64,89.9]
## 379	No	Dead	72.5	(64,89.9]
## 690	No	Dead	72.6	(64,89.9]
## 83	No	Dead	72.8	(64,89.9]
## 21	No	Dead	73.2	(64,89.9]

## 800	No	Alive	73.2	(64,89.9]
## 1059	No	Dead	73.2	(64,89.9]
## 53	No	Dead	73.3	(64,89.9]
## 682	No	Dead	73.3	(64,89.9]
## 909	No	Dead	73.3	(64,89.9]
## 56	No	Dead	73.7	(64,89.9]
## 966	Yes	Alive	73.8	(64,89.9]
## 1186	No	Dead	73.8	(64,89.9]
## 453	Yes	Dead	73.9	(64,89.9]
## 718	No	Alive	74.0	(64,89.9]
## 281	No	Alive	74.1	(64,89.9]
## 334	Yes	Dead	74.1	(64,89.9]
## 384	No	Dead	74.1	(64,89.9]
## 525	Yes	Alive	74.1	(64,89.9]
## 1259	No	Dead	74.4	(64,89.9]
## 363	No	Dead	74.6	(64,89.9]
## 975	Yes	Dead	74.8	(64,89.9]
## 1119	No	Dead	74.8	(64,89.9]
## 182	No	Dead	75.0	(64,89.9]
## 986	No	Dead	75.0	(64,89.9]
## 416	No	Dead	75.1	(64,89.9]
## 1225	No	Dead	75.1	(64,89.9]
## 559	Yes	Dead	75.2	(64,89.9]
## 1083	No	Dead	75.2	(64,89.9]
## 554	No	Dead	75.3	(64,89.9]
## 383	No	Dead	75.6	(64,89.9]
## 586	No	Dead	75.6	(64,89.9]
## 44	No	Dead	75.8	(64,89.9]
## 154	No	Dead	75.8	(64,89.9]
## 426	Yes	Dead	75.9	(64,89.9]
## 1152	No	Dead	75.9	(64,89.9]
## 538	No	Dead	76.1	(64,89.9]
## 430	No	Dead	76.2	(64,89.9]
## 737	No	Dead	76.2	(64,89.9]
## 1197	No	Dead	76.2	(64,89.9]
## 101	No	Dead	76.5	(64,89.9]
## 170	No	Dead	76.7	(64,89.9]
## 348	No	Dead	76.7	(64,89.9]
## 811	No	Dead	76.8	(64,89.9]
## 466	No	Alive	76.9	(64,89.9]
## 556	Yes	Dead	76.9	(64,89.9]
## 841	No	Alive	77.1	(64,89.9]
## 489	No	Dead	77.2	(64,89.9]
## 934	No	Dead	77.4	(64,89.9]
## 558	No	Dead	77.5	(64,89.9]
## 867	No	Dead	77.5	(64,89.9]
## 70	No	Dead	77.6	(64,89.9]
## 318	Yes	Dead	77.6	(64,89.9]
## 863	No	Dead	77.8	(64,89.9]
## 404	No	Dead	78.0	(64,89.9]

## 1032	No	Dead	78.1	(64,89.9]
## 188	No	Alive	78.2	(64,89.9]
## 522	Yes	Dead	78.2	(64,89.9]
## 191	Yes	Dead	78.3	(64,89.9]
## 231	No	Dead	78.3	(64,89.9]
## 1041	Yes	Dead	78.3	(64,89.9]
## 1175	No	Dead	78.3	(64,89.9]
## 654	No	Dead	78.4	(64,89.9]
## 726	No	Dead	78.7	(64,89.9]
## 1242	No	Dead	79.0	(64,89.9]
## 415	Yes	Dead	79.1	(64,89.9]
## 835	No	Dead	79.1	(64,89.9]
## 591	No	Dead	79.3	(64,89.9]
## 358	No	Dead	79.4	(64,89.9]
## 185	No	Dead	79.5	(64,89.9]
## 322	No	Dead	79.9	(64,89.9]
## 485	No	Dead	79.9	(64,89.9]
## 913	No	Dead	79.9	(64,89.9]
## 189	No	Alive	80.0	(64,89.9]
## 471	No	Dead	80.2	(64,89.9]
## 462	Yes	Dead	80.5	(64,89.9]
## 65	Yes	Dead	80.7	(64,89.9]
## 457	No	Alive	80.8	(64,89.9]
## 1071	No	Dead	80.9	(64,89.9]
## 249	Yes	Dead	81.0	(64,89.9]
## 1080	No	Dead	81.1	(64,89.9]
## 364	No	Dead	81.3	(64,89.9]
## 461	No	Dead	81.3	(64,89.9]
## 5	Yes	Alive	81.4	(64,89.9]
## 1020	No	Dead	81.4	(64,89.9]
## 632	No	Dead	81.6	(64,89.9]
## 291	No	Dead	81.7	(64,89.9]
## 106	No	Dead	81.8	(64,89.9]
## 651	Yes	Dead	81.8	(64,89.9]
## 1039	No	Dead	81.8	(64,89.9]
## 661	No	Dead	81.9	(64,89.9]
## 139	No	Alive	82.0	(64,89.9]
## 998	Yes	Dead	82.0	(64,89.9]
## 1061	No	Dead	82.0	(64,89.9]
## 939	No	Dead	82.2	(64,89.9]
## 407	No	Dead	82.3	(64,89.9]
## 511	No	Dead	82.4	(64,89.9]
## 1296	Yes	Dead	82.4	(64,89.9]
## 808	No	Dead	82.5	(64,89.9]
## 542	Yes	Dead	82.6	(64,89.9]
## 1074	No	Dead	82.6	(64,89.9]
## 173	No	Alive	82.7	(64,89.9]
## 51	No	Alive	82.8	(64,89.9]
## 176	No	Dead	82.9	(64,89.9]
## 501	No	Dead	82.9	(64,89.9]

## 1031	No	Dead	82.9	(64,89.9]
## 46	No	Dead	83.0	(64,89.9]
## 750	No	Alive	83.0	(64,89.9]
## 224	Yes	Dead	83.1	(64,89.9]
## 445	No	Dead	83.1	(64,89.9]
## 1195	No	Dead	83.3	(64,89.9]
## 846	No	Dead	83.4	(64,89.9]
## 603	No	Dead	83.5	(64,89.9]
## 1002	Yes	Dead	83.6	(64,89.9]
## 109	No	Alive	83.7	(64,89.9]
## 1157	No	Dead	83.8	(64,89.9]
## 560	No	Dead	83.9	(64,89.9]
## 1281	No	Dead	83.9	(64,89.9]
## 250	No	Dead	84.3	(64,89.9]
## 1094	Yes	Dead	84.3	(64,89.9]
## 914	Yes	Dead	84.4	(64,89.9]
## 475	No	Dead	84.5	(64,89.9]
## 996	Yes	Alive	84.7	(64,89.9]
## 1086	No	Dead	84.7	(64,89.9]
## 931	No	Dead	84.8	(64,89.9]
## 1177	No	Dead	84.8	(64,89.9]
## 757	No	Alive	84.9	(64,89.9]
## 79	No	Dead	85.0	(64,89.9]
## 1022	No	Alive	85.0	(64,89.9]
## 1087	No	Dead	85.0	(64,89.9]
## 1089	No	Dead	85.0	(64,89.9]
## 997	No	Dead	85.1	(64,89.9]
## 353	No	Dead	85.2	(64,89.9]
## 1183	Yes	Dead	85.2	(64,89.9]
## 707	No	Dead	85.5	(64,89.9]
## 636	No	Dead	85.7	(64,89.9]
## 656	No	Dead	85.7	(64,89.9]
## 698	No	Dead	85.7	(64,89.9]
## 796	No	Dead	85.8	(64,89.9]
## 882	No	Dead	85.8	(64,89.9]
## 795	No	Dead	86.0	(64,89.9]
## 827	No	Dead	86.0	(64,89.9]
## 414	No	Dead	86.2	(64,89.9]
## 981	No	Dead	86.2	(64,89.9]
## 544	No	Dead	86.3	(64,89.9]
## 1284	No	Dead	86.3	(64,89.9]
## 1172	No	Dead	86.7	(64,89.9]
## 151	No	Dead	86.8	(64,89.9]
## 469	Yes	Dead	86.8	(64,89.9]
## 484	No	Alive	86.9	(64,89.9]
## 184	No	Dead	87.0	(64,89.9]
## 513	No	Alive	87.4	(64,89.9]
## 197	No	Dead	87.6	(64,89.9]
## 824	No	Dead	87.6	(64,89.9]
## 884	No	Alive	87.6	(64,89.9]

```
## 279      No   Dead 87.7  (64,89.9]
## 130      Yes   Dead 87.8  (64,89.9]
## 537      Yes   Dead 87.9  (64,89.9]
## 1223     Yes   Dead 87.9  (64,89.9]
## 1226     No    Dead 87.9  (64,89.9]
## 1153     No    Dead 88.0  (64,89.9]
## 546      No    Dead 88.1  (64,89.9]
## 658      Yes   Dead 88.3  (64,89.9]
## 132      No    Dead 88.4  (64,89.9]
## 933      No    Dead 88.4  (64,89.9]
## 508      No    Dead 88.5  (64,89.9]
## 1081     Yes   Dead 88.6  (64,89.9]
## 1313     No    Dead 88.6  (64,89.9]
## 526      Yes   Dead 88.7  (64,89.9]
## 394      No    Dead 88.8  (64,89.9]
## 202      Yes   Dead 89.2  (64,89.9]
## 1247     No    Dead 89.2  (64,89.9]
## 115      No    Dead 89.3  (64,89.9]
## 1127     No    Dead 89.5  (64,89.9]
## 164      No    Dead 89.7  (64,89.9]
## 370      No    Alive 89.7  (64,89.9]
## 1109     No    Dead 89.9  (64,89.9]
```

La classification s'est bien passée.

Néanmoins pour nous éviter des erreurs d'interprétation par la suite, nous allons renommer nos classes pour qu'elles correspondent aux noms de celles définies dans l'énoncé de la question 2.

```
rename_class_age<-class_age
levels(rename_class_age)

## [1] "(17.9,33.9]" "(33.9,54]"   "(54,64]"      "(64,89.9]"

levels(rename_class_age)[c(4)]<-">65"
levels(rename_class_age)

## [1] "(17.9,33.9]" "(33.9,54]"   "(54,64]"      ">65"

levels(rename_class_age)[c(3)]<-"55-64"
levels(rename_class_age)

## [1] "(17.9,33.9]" "(33.9,54]"   "55-64"        ">65"

levels(rename_class_age)[c(2)]<-"34-54"
levels(rename_class_age)

## [1] "(17.9,33.9]" "34-54"       "55-64"        ">65"

levels(rename_class_age)[c(1)]<-"18-34"
levels(rename_class_age)
```

```
## [1] "18-34" "34-54" "55-64" ">65"
```

```
data$class_age<-rename_class_age
```

On vérifie que le renommage s'est bien passé en regardant les niveaux des facteurs de la variable class_age

```
levels(data$class_age)
```

```
## [1] "18-34" "34-54" "55-64" ">65"
```

Tout s'est bien passé

4.2.2 Tableau du statuts des femmes en fonction

de l'habitude de tabagisme et de leur age.

Comme précédemment, on commence par représenter dans une table les effectifs pour chaque classe considérée

```
table_age<-table(data$class_age,data$Status,data$Smoke)  
table_age
```

```
## , , = No
```

```
##
```

```
##
```

```
##      Alive Dead
```

```
## 18-34   213    6
```

```
## 34-54   180   19
```

```
## 55-64    81   40
```

```
## >65     28  165
```

```
##
```

```
## , , = Yes
```

```
##
```

```
##
```

```
##      Alive Dead
```

```
## 18-34   174    5
```

```
## 34-54   198   41
```

```
## 55-64    64   51
```

```
## >65      7   42
```

Pour avoir un résultat plus visualisable comme précédemment nous cherchons à représenter pour chaque habitude de tabagisme et classe d'âge le taux de mortalité. Néanmoins nous ne pouvons pas simplement appliquer la fonction `prop.table` aussi simplement que précédemment, c'est à dire juste sur la table d'effectifs créée. Ceci provient du fait que les calculs de proportion avec cette fonction ne peuvent tenir compte que d'un facteur à la fois. Il n'est donc pas possible d'avoir les proportions de mortalité par classe d'âge pour les fumeuses et les non fumeuses sans modifier un peu notre code.

Pour contourner ce problème nous allons, avant de calculer nos proportions, créer 2 sous-tableaux : l'un ne contenant que les données relatives aux fumeuses et l'autre au non

fumeuses. ET nous allons calculer nos taux de mortalité pour chacune des habitudes de tabagisme à partir de ces tables

Création des sous tableaux

```
# Création des sous tableaux
fumeuse=data[data$Smoker=="Yes",]
non_fumeuse=data[data$Smoker=="No",]
summary(fumeuse)

##  Smoker      Status      Age      class_age
##  No :   0   Alive:443   Min.    :18.00   18-34:179
##  Yes:582   Dead :139   1st Qu.:31.30   34-54:239
##                               Median :43.10   55-64:115
##                               Mean  :44.27   >65  : 49
##                               3rd Qu.:56.17
##                               Max.   :89.20

summary(non_fumeuse)

##  Smoker      Status      Age      class_age
##  No :732   Alive:502   Min.    :18.00   18-34:219
##  Yes:   0   Dead :230   1st Qu.:31.38   34-54:199
##                               Median :48.40   55-64:121
##                               Mean   :49.82   >65  :193
##                               3rd Qu.:65.85
##                               Max.   :89.90
```

Avec les summary de nos table fumeuseet non_fumeuse on peut vérifier que les effectifs comprennent bien uniquement des données sur le groupe en question. On retrouve bien pour la table fumeuse 582 observations et 732 dans la table non_fumeuse; La somme des deux nous donnant bien notre nombre total d'observations : 1314.

Calculs des taux de mortalité

Pour les fumeuses

On commence par réeffectuer une table des effectifs du statut en fonction de l'âge pour les fumeuses.

```
fum=table(fumeuse$Status, fumeuse$class_age)
fum

##
##      18-34 34-54 55-64 >65
##  Alive   174   198    64    7
##  Dead     5    41    51   42
```

On note que l'on retrouve bien les mêmes effectifs que ceux indiqués dans la table table_ageprécédemment créée avec l'ensemble du jeu de données. Ceci nous confirme une nouvelle fois que la création de nos sous-tables s'est bien passé.

On calcule ensuite nos taux de mortalité

```
prop_fum<-prop.table(fum,2)
prop_fum

##
##           18-34      34-54      55-64      >65
##   Alive 0.97206704 0.82845188 0.55652174 0.14285714
##   Dead  0.02793296 0.17154812 0.44347826 0.85714286
```

On obtient que les taux de mortalité pour les classes d'âge considérées sont de:

Classe d'âge	Taux de mortalité (en %) arrondi à 0.1
18-34	2.7
34-54	17.1
55-64	44.3
plus de 65	85.7

Pour les non fumeuse

On applique la même procédure qu'au groupe fumeuse

Création de la table des effectifs :

```
nonfum=table(non_fumeuse$Status, non_fumeuse$class_age)
nonfum

##
##           18-34 34-54 55-64 >65
##   Alive    213   180    81   28
##   Dead      6    19    40  165
```

On note que l'on retrouve bien les mêmes effectifs que ceux indiqués dans la table `table_age` précédemment créée avec l'ensemble du jeu de données. Ceci nous confirme une nouvelle fois que la création de nos sous-tables s'est bien passé.

Calcul des taux de mortalité

```
prop_nonfum<-prop.table(nonfum,2)
prop_nonfum

##
##           18-34      34-54      55-64      >65
##   Alive 0.97260274 0.90452261 0.66942149 0.14507772
##   Dead  0.02739726 0.09547739 0.33057851 0.85492228
```

On obtient que les taux de mortalité pour les classes d'âge considérées sont de:

Classe d'âge	Taux de mortalité (en %) arrondi à 0.1
18-34	2.7

34-54	9.5
55-64	33.1
plus de 65	85.5

4.2.3 Représentation graphique

Pour avoir une meilleure visualisation de nos données nous allons les représenter comme précédemment sur un barre plot

Pour pouvoir représenter uniquement les taux de mortalité en fonction des variables `classe_age` et de `Smoke` nous allons créer un nouveau `data.frame` contenant uniquement ces 3 informations

On commence par créer deux vecteurs répertoriant les taux de mortalité dans chacun des groupes.

```
Vprop_fum <- as.vector(prop_fum[2,])
Vprop_nonfum <- as.vector(prop_nonfum[2,])
prop_morta<-c(Vprop_fum,Vprop_nonfum)
```

Puis on crée deux nouveaux vecteurs contenant pour chacun des 8 taux de mortalité répertoriés dans `prop_morta` la classe d'âge et d'habitude de tabagisme associée

```
smoke<-c("Y", "Y", "Y", "Y", "N", "N", "N", "N")
age<-c("1.18-34", "2.34-54", "3.55-64", "4.>65", "1.18-34", "2.34-54", "3.55-64", "4.>65")
```

Enfin on crée un `data.frame` que l'on appelle `morta` avec les 3 vecteurs que nous venons de créer

```
morta<-data.frame(smoke,age,prop_morta)
```

On peut maintenant faire un barplot avec ces données. Pour faire ce graphique nous allons faire appel à la library `Grapher`.

`Grapher` est une interface utilisateur multiplateforme (Linux, Mac OS, Windows) permettant de réaliser des graphes hautement paramétrables sous R.(plus de détails: [Introduction à Grapher](#))

```
library(Grapher)

## Warning: package 'Grapher' was built under R version 3.5.2

## Loading required package: tcltk

##
## *** Grapher v 1.9-86 ***
##
## Available languages: English, French, German, Spanish.
## Use run.Grapher() to launch or re-launch the interface.
```

```
run.GrapheR()
```

```
## <Tcl>
```

GrpheR crée des graphiques en fonction des choix fait dans son interface. Nous choisissons de créer un graphique en barres pour représenter le taux de mortalité en fonction de l'habitude de tabagisme. Les lignes de Code suivante correspondent au code sorti par GrpheR qu'il est possible de sauvegarder.

```
# Loading of the dataset
```

```
dataset <- morta  
attach(dataset)
```

```
## The following objects are masked _by_ .GlobalEnv:  
##  
##      age, prop_morta, smoke
```

```
# Preliminary data creation
```

```
means <- tapply(prop_morta, list(smoke, age), function(x) mean(x, na.rm=TRUE))
```

```
# Graph
```

```
graph <- barplot(means, axes=FALSE, ann=FALSE, col=c("#4D4D4D", "#E6E6E6"),  
  ylim=c(0, 1.05), beside=TRUE, names=c("18-34", "34-54", "55-64", ">65"),  
  xpd=FALSE)
```

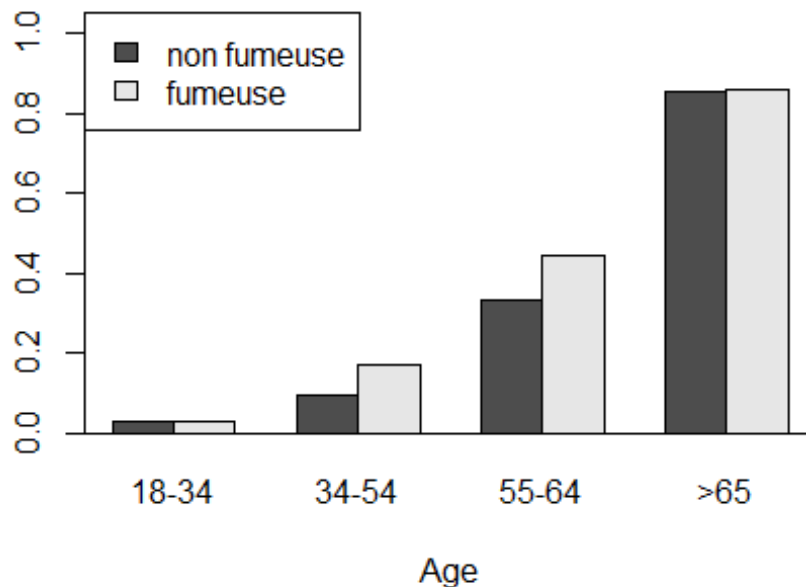
```
abline(h=0)  
axis(2)
```

```
title(xlab="Age", main="taux de mortalité par tranche d'âge et par habitude  
de tabagisme")
```

```
# Legend
```

```
par(xpd=TRUE)  
legend("topleft", legend=c("non fumeuse", "fumeuse"),  
  fill=c("#4D4D4D", "#E6E6E6"))
```

de mortalité par tranche d'âge et par habitude de tal



```
par(xpd=FALSE)
```

```
detach(dataset)
```

4.2.4 En quoi ce résultat est-il surprenant ?

Ce résultat apparaît surprenant car il semble contradictoire avec le précédent. Il donne l'impression que les non fumeuses sont moins impactées que les fumeuses. En effet à partir de la deuxième classe d'âge les taux de mortalité sont moins élevés chez les non fumeuses que chez les fumeuses. Or l'analyse faite à la question précédente indique que le taux de mortalité était plus élevé chez les non fumeuses.

4.2.5 Arrivez-vous à expliquer ce paradoxe ?

Ce résultat est en fait le fruit d'un paradoxe de Simpson. Ce paradoxe peut être défini comme le fait qu'une corrélation peut disparaître ou même s'inverser suivant que l'on considère les données dans leur ensemble, ou bien segmentées par groupes. Ce paradoxe se produit lorsqu'il existe un **facteur de confusion** et **lorsqu'un échantillon que l'on étudie n'est pas distribué de manière homogène**. Si ces deux conditions sont réunies alors à cause de la distribution hétérogène de l'échantillon, faire une analyse globale peut orienter un résultat qui peut être faux, ici le tabac est bon pour la santé car réduit le taux de mortalité. Cette tendance disparaît lorsque l'on effectue une analyse en utilisant le facteur de confusion comme facteur de séparation des données.

Dans notre cas:

- Le facteur de confusion est l'âge des personnes qui joue sur le taux de mortalité
- La distribution non homogène provient du fait que dans l'échantillon non fumeuse on peut remarquer qu'il y a plus de personnes âgées interrogées que dans la classe fumeuse

5.Question 3

5.1 Enoncé

Afin d'éviter un biais induit par des regroupements en tranches d'âges arbitraires et non régulières, il est envisageable d'essayer de réaliser une régression logistique. Si on introduit une variable *Death* valant 1 ou 0 pour indiquer si l'individu est décédé durant la période de 20 ans, on peut étudier le modèle $\text{Death} \sim \text{Age}$ pour étudier la probabilité de décès en fonction de l'âge selon que l'on considère le groupe des fumeuses ou des non fumeuses. Ces régressions vous permettent-elles de conclure sur la nocivité du tabagisme ? Vous pourrez proposer une représentation graphique de ces régressions (en n'omettant pas les régions de confiance).

5.2 Réponse à la question 3

5.2.1 Conversion de la variable statut en binaire

Conversion de la variable qualitative Statut en variable binaire: *Death*

Nous allons commencer par recoder la variable *Statut* comme une variable binomiale que nous allons nommée *Death* que nous réutiliserons dans la suite de cet exercice.

Nous allons coder de la façon suivante les catégories de la variable *Statut*:

Alive = 0

Dead = 1

Death sera donc une variable binaire (0 ou 1) et sera considérée comme une variable numérique

1. Transformation de la variable qualitative *Status* en variable binaire *Death* On commence par créer un objet *Death* pour qu'il soit le reflet de la variable *Status* de notre jeu de données

```
Death <- data$Status
```

On commence alors à modifier dans ce vecteur les noms des niveaux de cet objet. Ainsi, on remplace le niveau *Death* par *1.0* et *Alive* par *0.0*

```
levels(Death)
```

```
## [1] "Alive" "Dead"
```

```
levels(Death)[c(2)]<-1.0
levels(Death)
```

```
## [1] "Alive" "1"
```

```
levels(Death)[c(1)]<-0.0
levels(Death)
```

```
## [1] "0" "1"
```

On vérifie la nature de `Death`

```
class(Death)
```

```
## [1] "factor"
```

Avant de l'implémenter dans notre jeu de donnée, nous convertissons Death en une variable numérique

```
Death<-as.integer(Death)
Death
```

```
##      [1] 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1
1 1 1
##     [38] 1 2 1 1 2 1 2 1 2 2 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1 1 2 2
1 1 1
##     [75] 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2 2 2 1 1 2 2 1 1
1 2 1
##    [112] 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2 2 1 2 1 2 1 1 2 1 1 1 1
1 2 2
##    [149] 1 2 2 1 1 2 1 2 1 1 2 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 2 2 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2
2 2 2
##    [186] 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 1
1 1 2
##    [223] 1 2 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1 2 1 1
1 1 2
##    [260] 2 1 1 1 1 2 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1 2 1 2 1 1 1 1 2 1 1
1 1 1
##    [297] 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 2 1 2 1 1 1 2 2 2 1 1 2 2 1 1 1 2 1 1 1
2 1 1
##    [334] 2 1 1 2 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 2 2 1 1
1 1 1
##    [371] 1 1 2 1 1 1 1 1 2 2 1 1 2 2 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 2 2 1 1 1 1 1 2 2 2
1 1 2
##    [408] 1 2 1 2 1 2 2 2 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
##    [445] 2 1 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 2 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 2 1 1 1
2 1 1
##    [482] 1 2 1 2 1 1 1 2 2 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 2 1 1 2
2 1 2
##    [519] 2 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 2 2 1 1 1 2 1 2 2 2 1 2 1 2 1 1
1 2 1
```

```
## [556] 2 1 2 2 2 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 2 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 2 2 1 2
1 2 1
## [593] 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1
2 2 1
## [630] 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2 2 1 2 1 2 1 1 2 1 1
1 2 2
## [667] 2 2 1 2 1 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 2 2 2
2 1 1
## [704] 1 1 1 2 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 2 1 2 2 2 1 1 1 1 2 1 2
1 1 1
## [741] 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1 2 1 2 1 1 2 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 2
## [778] 1 2 1 1 1 1 1 1 2 1 2 1 2 1 2 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 2 1 1 2
1 1 2
## [815] 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 2 1 2 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 2 1 1 1 2 2 1
1 1 1
## [852] 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1
1 1 1
## [889] 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 2 2 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1
## [926] 1 1 1 1 1 2 1 2 2 2 1 1 2 2 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1
2 1 1
## [963] 1 2 1 1 1 2 1 1 2 1 2 2 2 1 2 1 1 1 2 1 1 2 1 2 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1
2 2 1
## [1000] 1 2 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 2 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2 2 1
1 1 1
## [1037] 2 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2 1 1 2 2 2 1 1 1 2
2 1 1
## [1074] 2 1 1 1 1 2 2 2 1 2 1 1 2 2 1 2 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 2 1
## [1111] 1 1 1 1 2 2 1 1 2 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1
1 1 1
## [1148] 1 1 1 1 2 2 2 1 1 2 1 2 1 1 1 1 1 2 1 2 1 2 1 1 2 1 2 2 1 2 1 1 1 1
1 2 1
## [1185] 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1
1 1 1
## [1222] 2 2 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 2 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1
2 1 1
## [1259] 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 2 1 1 1 2 1 1 2
1 1 1
## [1296] 2 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 2 1
```

```
summary(Death)
```

```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##      1.000   1.000   1.000   1.281   2.000   2.000
```

On constate ici un problème qui c'est produit alors de conversion: R a remplacé chaque 0 par 1 et chaque 1 par 2 On corrige ceci pour avoir un vecteur correctement codé en 0=Alive et 1=Death

```

Death2 <- numeric(length(Death))
for (i in 1:length(Death)) if (Death[i] == 2) Death2[i] <- 1 else Death2[i]
<- 0
Death2

##      [1] 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 0
##     [38] 0 1 0 0 1 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 1 1
0 0 0
##     [75] 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 1 0 0 1 1 0 0
0 1 0
##    [112] 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0
0 1 1
##    [149] 0 1 1 0 0 1 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1
1 1 1
##    [186] 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0
0 0 1
##    [223] 0 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0
0 0 1
##    [260] 1 0 0 0 0 1 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 1 0 0
0 0 0
##    [297] 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0 0
1 0 0
##    [334] 1 0 0 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 1 1 0 0
0 0 0
##    [371] 0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 1
0 0 1
##    [408] 0 1 0 1 0 1 1 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0
##    [445] 1 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 1 0 0 0
1 0 0
##    [482] 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 1
1 0 1
##    [519] 1 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 1 0 0 0 1 0 1 1 1 0 1 0 1 0 0
0 1 0
##    [556] 1 0 1 1 1 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1
0 1 0
##    [593] 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
1 1 0
##    [630] 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 0
0 1 1
##    [667] 1 1 0 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0
1 0 0
##    [704] 0 0 0 1 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 1 0 1 1 1 0 0 0 0 1 0 1
0 0 0
##    [741] 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1
##    [778] 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1
0 0 1
##    [815] 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0

```

```

0 0 0
## [852] 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0
0 0 0
## [889] 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0
## [926] 0 0 0 0 0 1 0 1 1 1 0 0 1 1 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0
1 0 0
## [963] 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 1 1 1 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0
1 1 0
## [1000] 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0
0 0 0
## [1037] 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 1 1 1 0 0 0 1
1 0 0
## [1074] 1 0 0 0 0 1 1 1 0 1 0 0 1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 1 0
## [1111] 0 0 0 0 1 1 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0
0 0 0
## [1148] 0 0 0 0 1 1 1 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 1 0 1 0 0 0 0
0 1 0
## [1185] 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
0 0 0
## [1222] 1 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
1 0 0
## [1259] 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0 1
0 0 0
## [1296] 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0

```

Le problème semble corrigé On intègre donc ce vecteur Death2 bien codé en 0 et 1 à notre jeu de donnée. Cette nouvelle variable de data est nommée Death

```

data$Death<-Death2
View(data)

```

Vérification de la concordance entre les variables Status et Death

```

table(data$Status,data$Death)

```

```

##
##           0    1
##  Alive 945    0
##  Dead   0 369

```

Toute les données Alive sont bien codées en 0 et les données Death en 1 On peut aussi vérifier que l'on retrouve les mêmes valeurs de taux de mortalité que ceux calculer dans la partie 3.2.2

```

tableDeath<-table(data$Death,data$Smoker)
prop.table(tableDeath,2)

```

```

##
##           No      Yes

```

```
## 0 0.6857923 0.7611684
## 1 0.3142077 0.2388316
```

On retrouve bien un taux de mortalité de 31.4% pour les non fumeuse et de 23.9% pour les fumeuses.

Notre conversion de la variable Status en binaire nommé Death semble donc correcte

5.2.2 Etude du modèle $\text{Death} \sim \text{Age}$ en fonction

de l'habitude de tabagisme

Pour créer un modèle $\text{Death} \sim \text{Age}$ par catégorie d'habitude de tabagisme, nous refaire des sous tableaux par catégorie d'habitude de tabagisme. Nous refaisons ces sous tableaux car les tables précédentes créées pour la question 2 n'intègre pas la variable Death

On commence donc par créer ces deux tables

```
fumeuse=data[data$Smoker=="Yes",]
non_fumeuse=data[data$Smoker=="No",]
summary(fumeuse)
```

##	Smoker	Status	Age	class_age	Death
##	No : 0	Alive:443	Min. :18.00	18-34:179	Min. :0.0000
##	Yes:582	Dead :139	1st Qu.:31.30	34-54:239	1st Qu.:0.0000
##			Median :43.10	55-64:115	Median :0.0000
##			Mean :44.27	>65 : 49	Mean :0.2388
##			3rd Qu.:56.17		3rd Qu.:0.0000
##			Max. :89.20		Max. :1.0000

```
summary(non_fumeuse)
```

##	Smoker	Status	Age	class_age	Death
##	No :732	Alive:502	Min. :18.00	18-34:219	Min. :0.0000
##	Yes: 0	Dead :230	1st Qu.:31.38	34-54:199	1st Qu.:0.0000
##			Median :48.40	55-64:121	Median :0.0000
##			Mean :49.82	>65 :193	Mean :0.3142
##			3rd Qu.:65.85		3rd Qu.:1.0000
##			Max. :89.90		Max. :1.0000

On peut donc ensuite créer nos régressions logistiques

Analyse pour les fumeuses

Création de la régression logistique

```
reg_fumeuse = glm(data=fumeuse, Death ~ Age,
                  family=binomial(link='logit'))
summary(reg_fumeuse)
```

```
##
## Call:
```

```
## glm(formula = Death ~ Age, family = binomial(link = "logit"),
##      data = fumeuse)
##
## Deviance Residuals:
##      Min        1Q    Median        3Q        Max
## -2.0745   -0.6464   -0.3756   -0.2013    2.6560
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -5.508106    0.466221  -11.81  <2e-16 ***
## Age          0.088977    0.008721   10.20  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 639.89  on 581  degrees of freedom
## Residual deviance: 480.41  on 580  degrees of freedom
## AIC: 484.41
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

L'estimateur le plus probable du paramètre age dans le groupe fumeur est égale à **0.088977** et l'erreur standard de cet estimateur de 0.008721

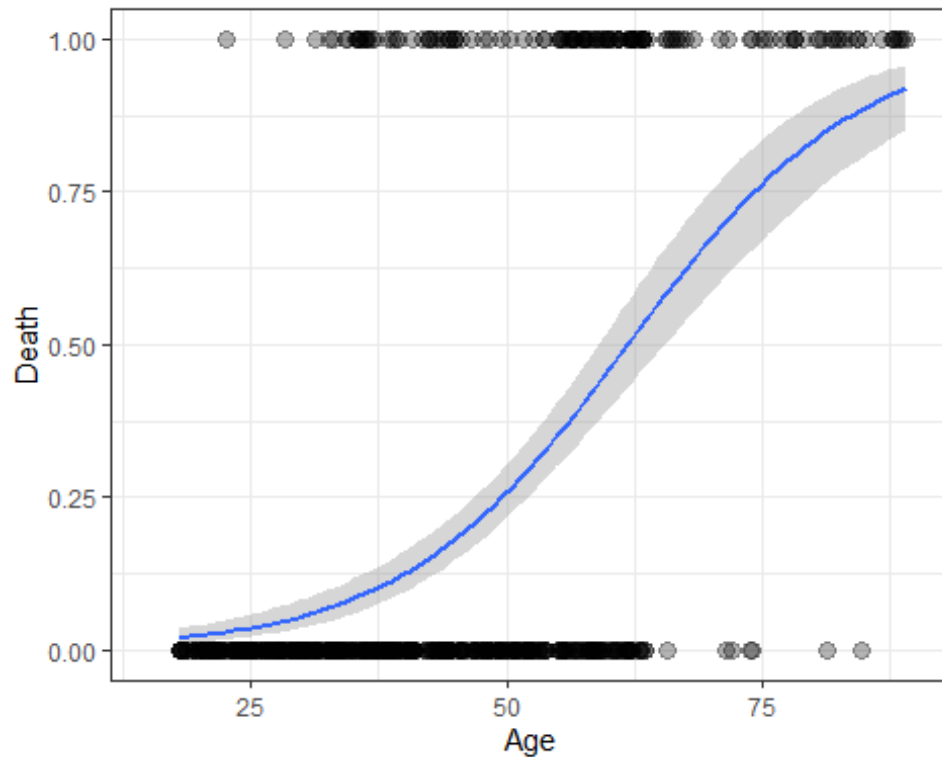
Représentation graphique Nous allons utiliser le package ggplot2 pour faire ce graphique. On charge aussi les packages lattice et Matrix nécessaires aux calculs de la droite de régression

- Chargement du package

```
library(ggplot2)
## Warning: package 'ggplot2' was built under R version 3.5.3
library(lattice)
## Warning: package 'lattice' was built under R version 3.5.3
library(Matrix)
## Warning: package 'Matrix' was built under R version 3.5.3
```

- Graphique de la régression avec IC

```
ggplot(fumeuse, aes(x=Age, y=Death)) +
  geom_smooth(method = "glm", method.args = list(family = "binomial")) +
  geom_point(alpha=.3, size=3) +
  theme_bw() +
  xlim(15, 90)
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



Analyse pour les non fumeuses

Création de la régression logistique

```
reg_non_fumeuse = glm(data=non_fumeuse, Death ~ Age,
                      family=binomial(link='logit'))
summary(reg_non_fumeuse)

##
## Call:
## glm(formula = Death ~ Age, family = binomial(link = "logit"),
##      data = non_fumeuse)
##
## Deviance Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.4019  -0.5179  -0.2003   0.4728   3.0457
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -6.795507   0.479430  -14.17  <2e-16 ***
## Age          0.107275   0.007806   13.74  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 911.23  on 731  degrees of freedom
```



```
## Residual deviance: 519.08  on 730  degrees of freedom
## AIC: 523.08
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

L'estimateur le plus probable du paramètre age dans le groupe fumeur est égale à **0.107275** et l'erreur standard de cet estimateur de 0.007806

Représentation graphique

Nous allons utiliser le package `ggplot2` pour faire ce graphique. On charge aussi les packages `lattice` et `Matrix` nécessaires aux calculs de la droite de régression

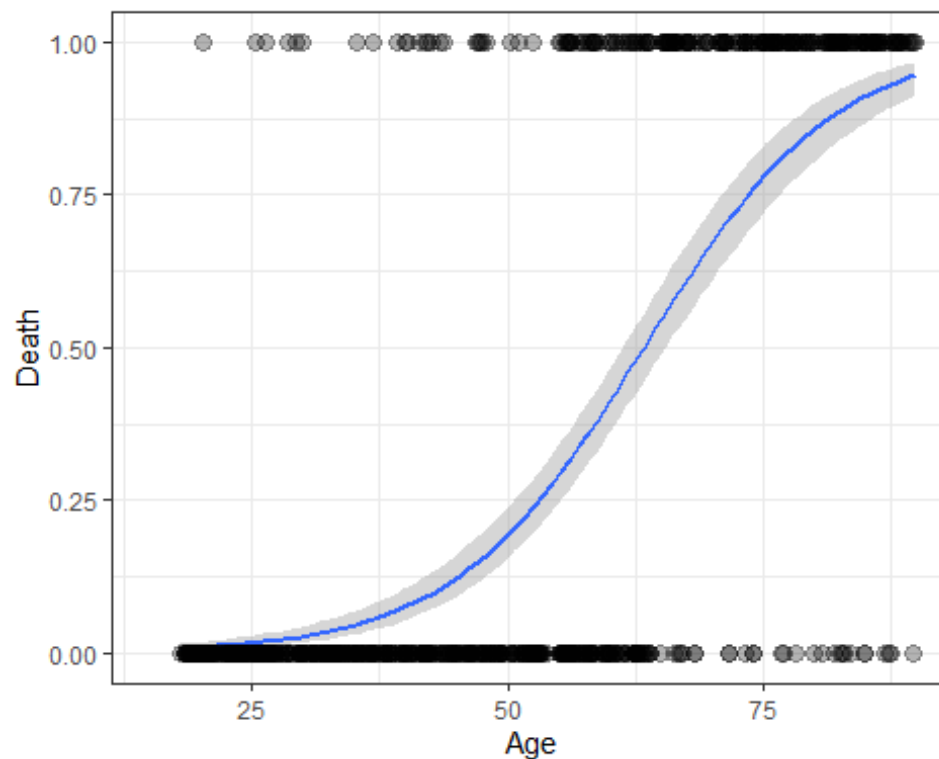
- Chargement du package

```
library(ggplot2)
library(lattice)
library(Matrix)
```

- Graphique de la régression avec IC

```
ggplot(non_fumeuse, aes(x=Age, y=Death)) +
  geom_smooth(method = "glm", method.args = list(family = "binomial")) +
  geom_point(alpha=.3, size=3) +
  theme_bw() +
  xlim(15, 90)
```

```
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



5.2.3 Conclusion: Ces régressions vous permettent-elles

de conclure sur la nocivité du tabagisme ?

Non ces régressions ne nous permettent pas de conclure sur la nocivité du tabagisme dans ce contexte. En effet, les courbes des deux régressions sont relativement semblables.

Pour s'assurer de la non influence du tabac dans ce contexte nous nous proposons de construire un nouveau modèle de régression logistique qui tiendra compte de l'ensemble des paramètres à notre disposition pour évaluer quels paramètres mesurés peuvent influencer la mortalité. Pour cela nous allons construire le modèle suivant: $\text{Death} \sim \text{Age} + \text{Smoker} + \text{Age}:\text{Smoker}$. Ce modèle tient donc compte de l'âge, de l'habitude du tabagisme et de l'interaction possible entre ces deux facteurs

```
reg = glm(data=data, Death ~ Age*Smoker,  
          family=binomial(link='logit'))
```

Maintenant pour évaluer si nos paramètres ont une influence statistiquement significative sur notre variable Death, nous allons faire appel à la fonction Anova du package car qui permet un calcul selon la méthode Anova de type 2. Cette méthodologie de calcul permet notamment de ne pas tenir compte de la potentielle confusion entre les variables. On commence donc par charger le package car puis on applique la fonction Anova sur le modèle précédemment créé.

```
library(car)
```

```
## Warning: package 'car' was built under R version 3.5.3
```

```
## Loading required package: carData
```

```
## Warning: package 'carData' was built under R version 3.5.3
```

```
Anova(reg)
```

```
## Analysis of Deviance Table (Type II tests)
```

```
##
```

```
## Response: Death
```

```
##           LR Chisq Df Pr(>Chisq)  
## Age           549.21  1    < 2e-16 ***
```

```
## Smoker          2.88  1    0.08982 .
```

```
## Age:Smoker       2.42  1    0.11992
```

```
## ---
```

```
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Ici on constate alors que seul l'âge a une p value inférieure à 5%. Ainsi ici le modèle le plus juste pour expliquer la variabilité dans notre jeu de données semble être un modèle ne tenant compte que de l'âge des sujets. Ceci nous conforte donc dans notre idée que **ce jeu de données ne nous permet de conclure sur les effets nocifs du tabac**