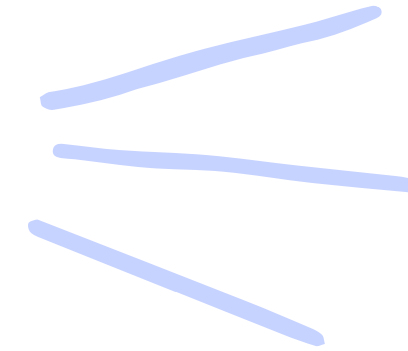


# Sommaire



01	Contexte et problématique	05	Méthode Forêts Aléatoires
02	Presentation des données	06	Le modèle le plus performant
03	Méthode KNN	07	Conclusion
04	Méthode SVM		



# Contexte



*Risques  
Complications  
médicales*



*Mortalité  
maternelle  
(OMS)*

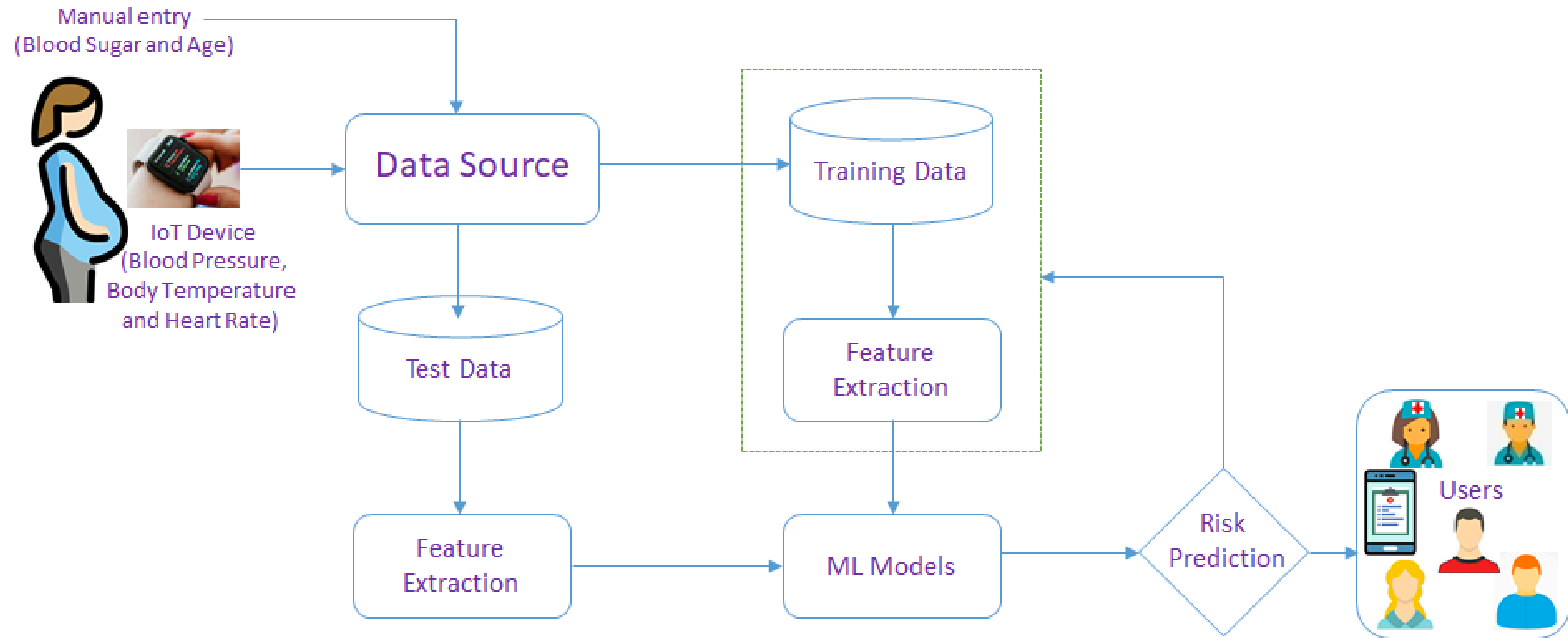


Une meilleure **détection** et **prédiction** des facteurs de risque permettrait aux professionnels de santé d'intervenir de manière proactive et de fournir des soins personnalisés.

Le **machine learning**, offre des outils puissants pour mieux analyser et interpréter les données médicales complexes afin de **prévenir** ces risques



# Idée globale



Karmakar et al. (2023)

# Description des Données

Variables Table

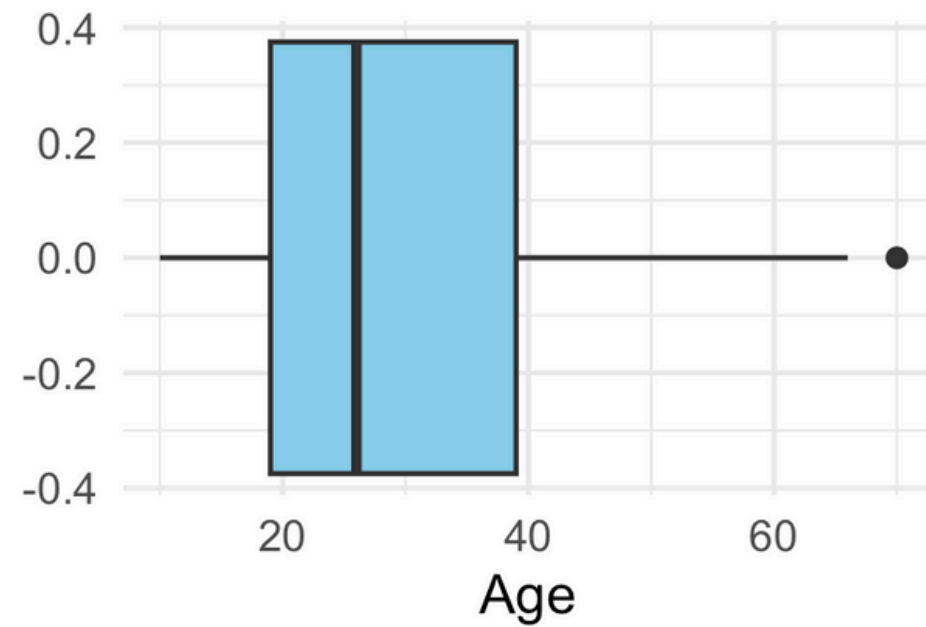
Variable Name	Role	Type	Demographic	Description	Units	Missing Values
Age	Feature	Integer	Age	Any ages in years when a women during pregnant.		no
SystolicBP	Feature	Integer		Upper value of Blood Pressure in mmHg, another significant attribute during pregnancy.		no
DiastolicBP	Feature	Integer		Lower value of Blood Pressure in mmHg, another significant attribute during pregnancy.		no
BS	Feature	Integer		Blood glucose levels is in terms of a molar concentration	mmol/L	no
BodyTemp	Feature	Integer			F	no
HeartRate	Feature	Integer		A normal resting heart rate	bpm	no
RiskLevel	Target	Categorical		Predicted Risk Intensity Level during pregnancy considering the previous attribute.		no



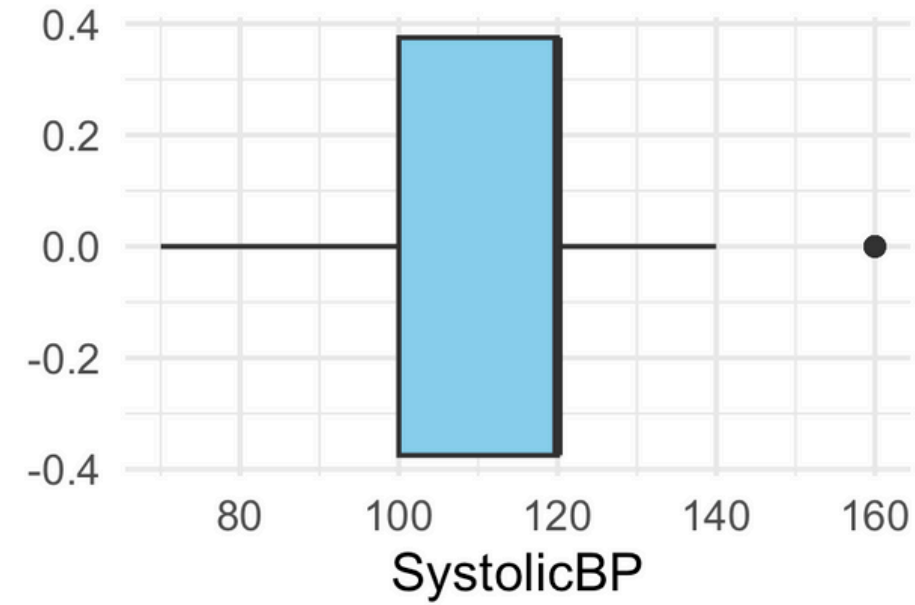
1014 obs  
7 variables

# Description des Données

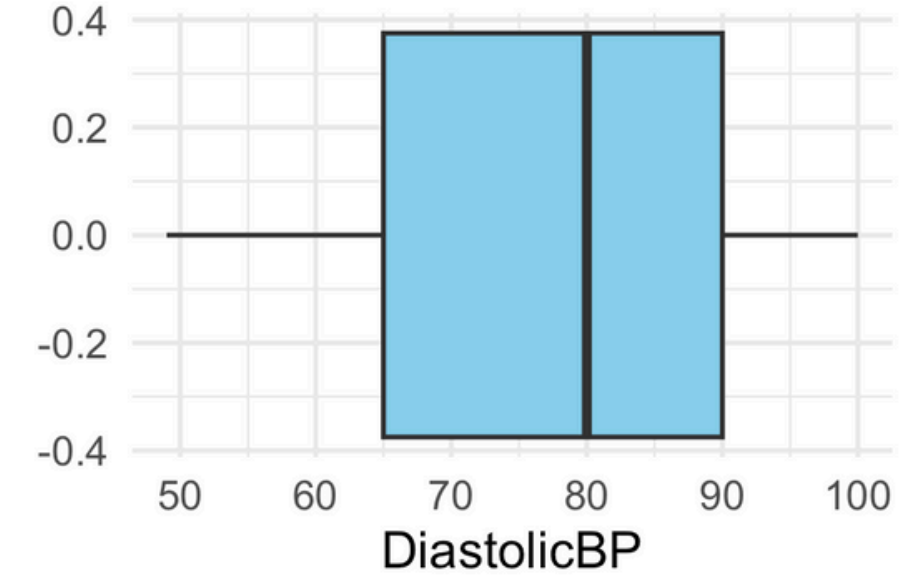
Boxplot of Age



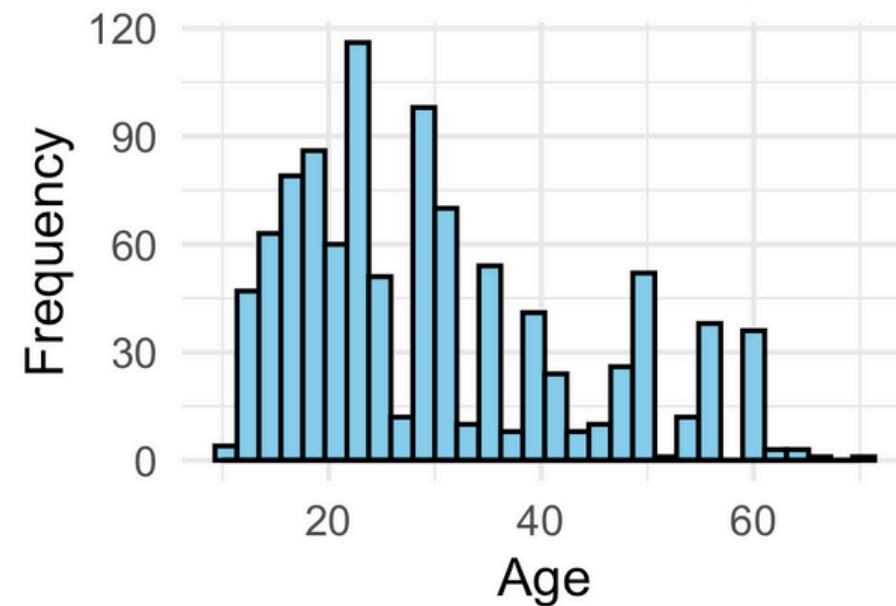
Boxplot of SystolicBP



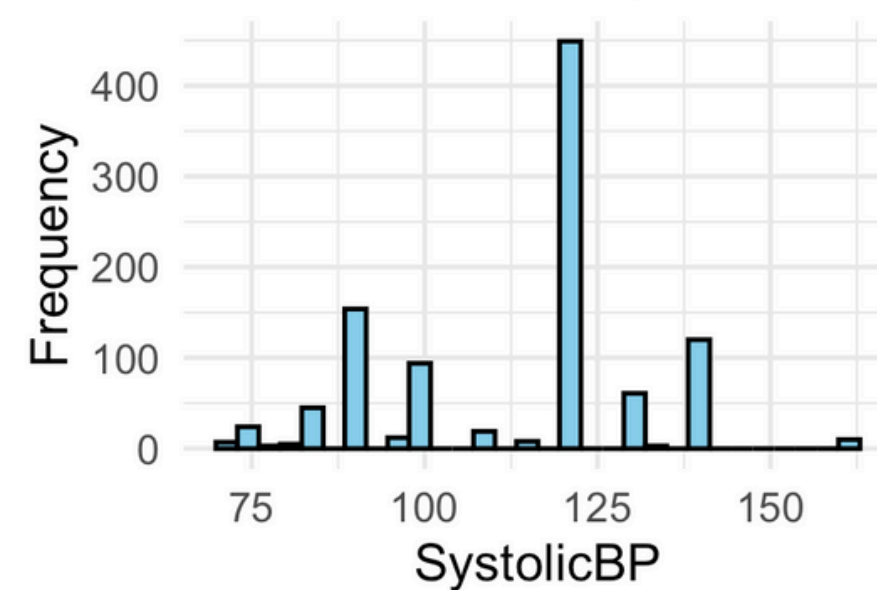
Boxplot of DiastolicBP



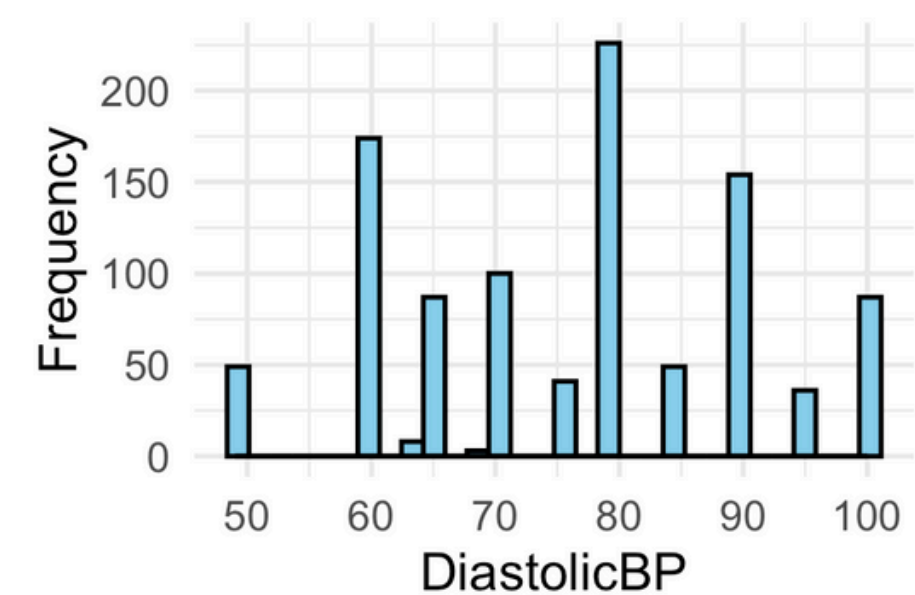
Distribution of Age



Distribution of SystolicBP

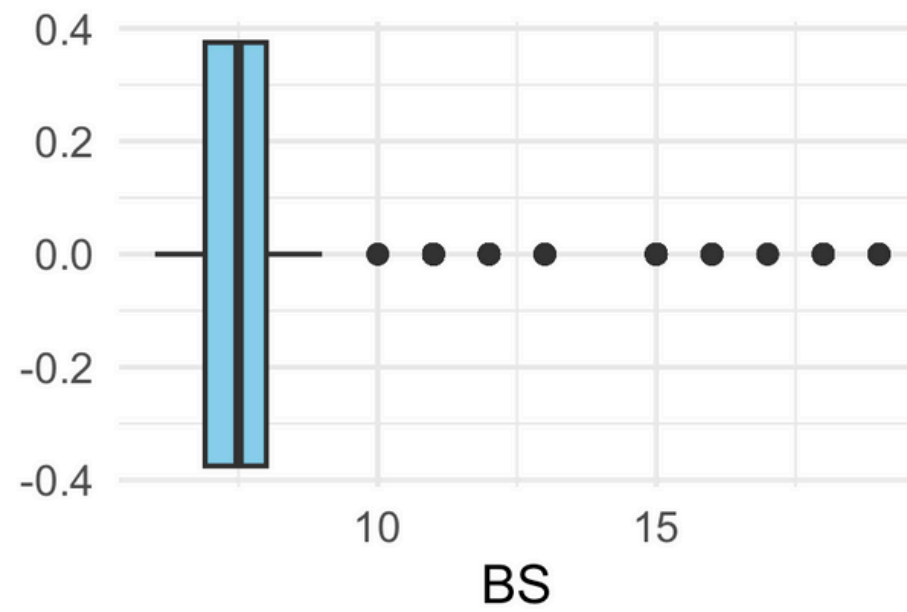


Distribution of DiastolicBP

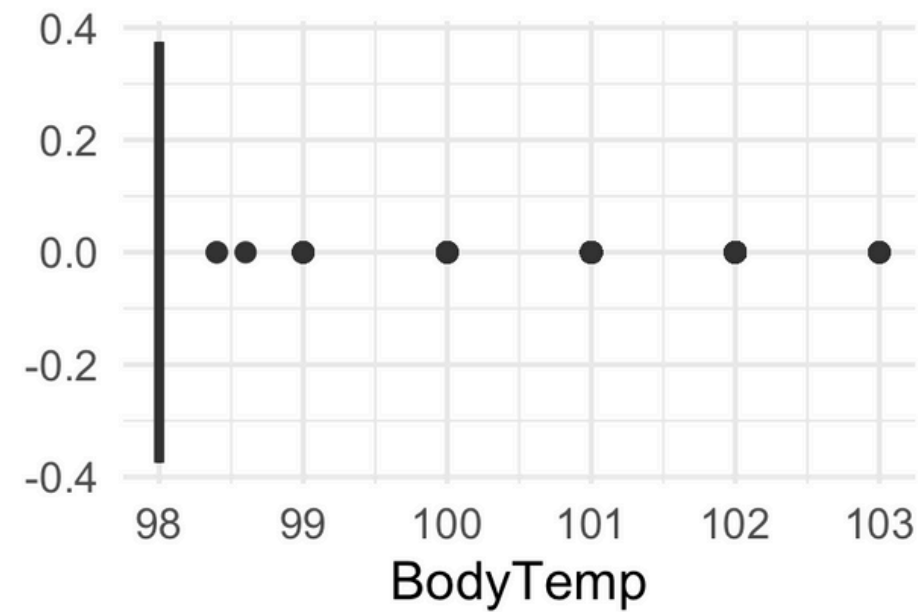


# Description des Données

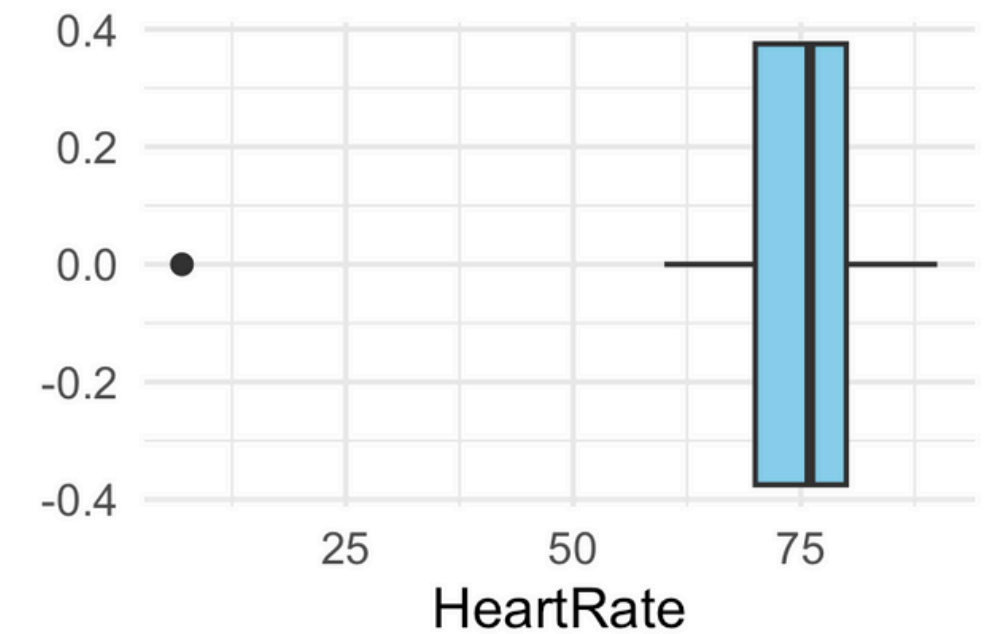
Boxplot of BS



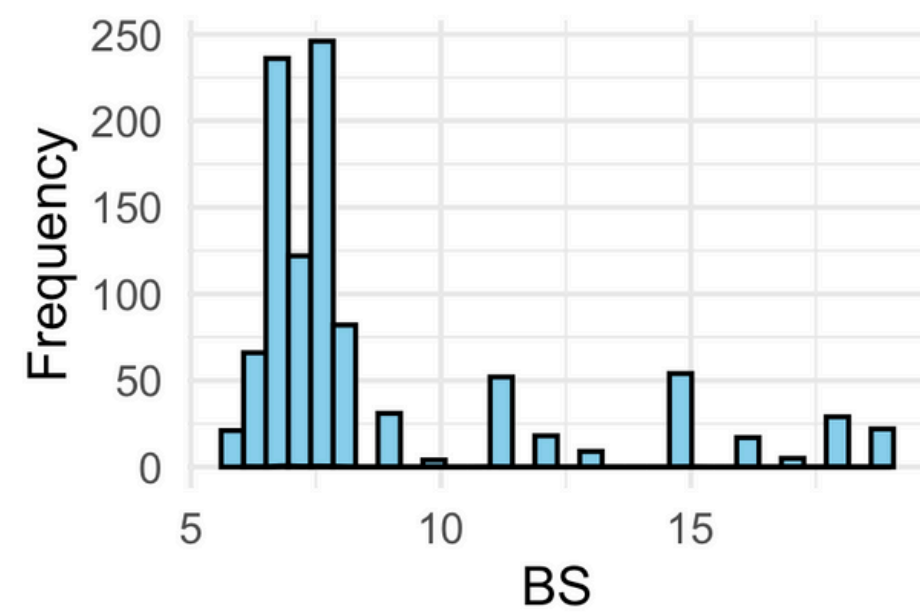
Boxplot of BodyTemp



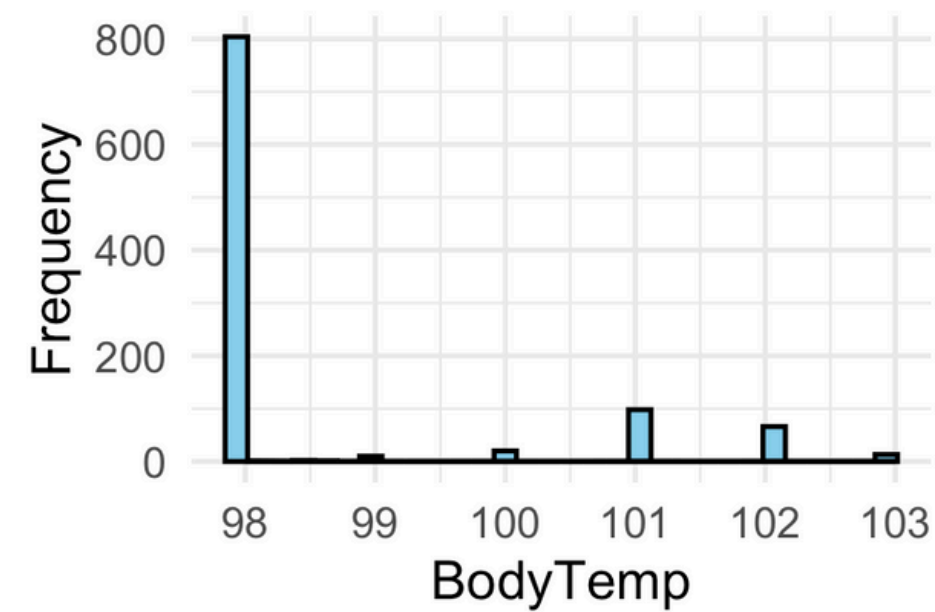
Boxplot of HeartRate



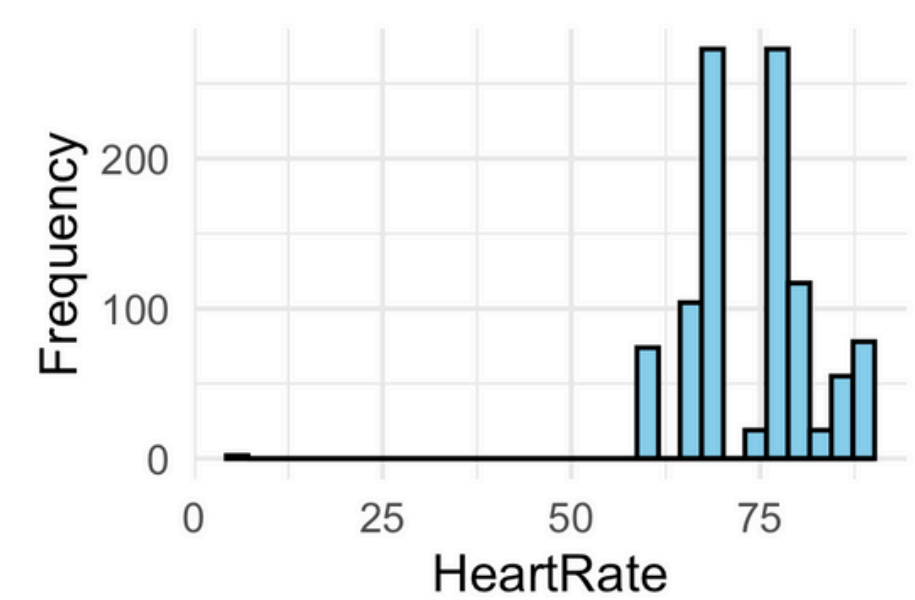
Distribution of BS



Distribution of BodyTemp

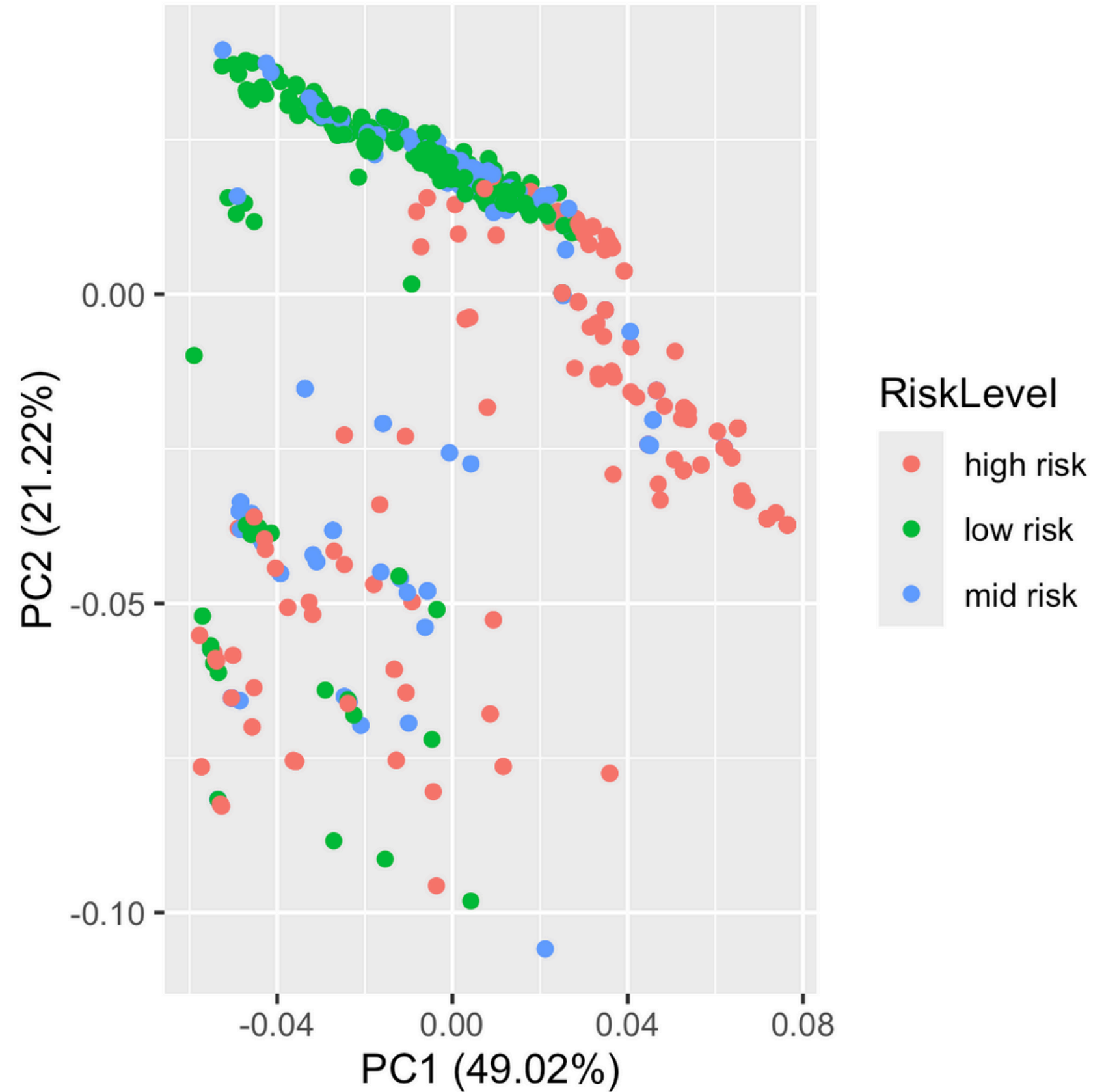
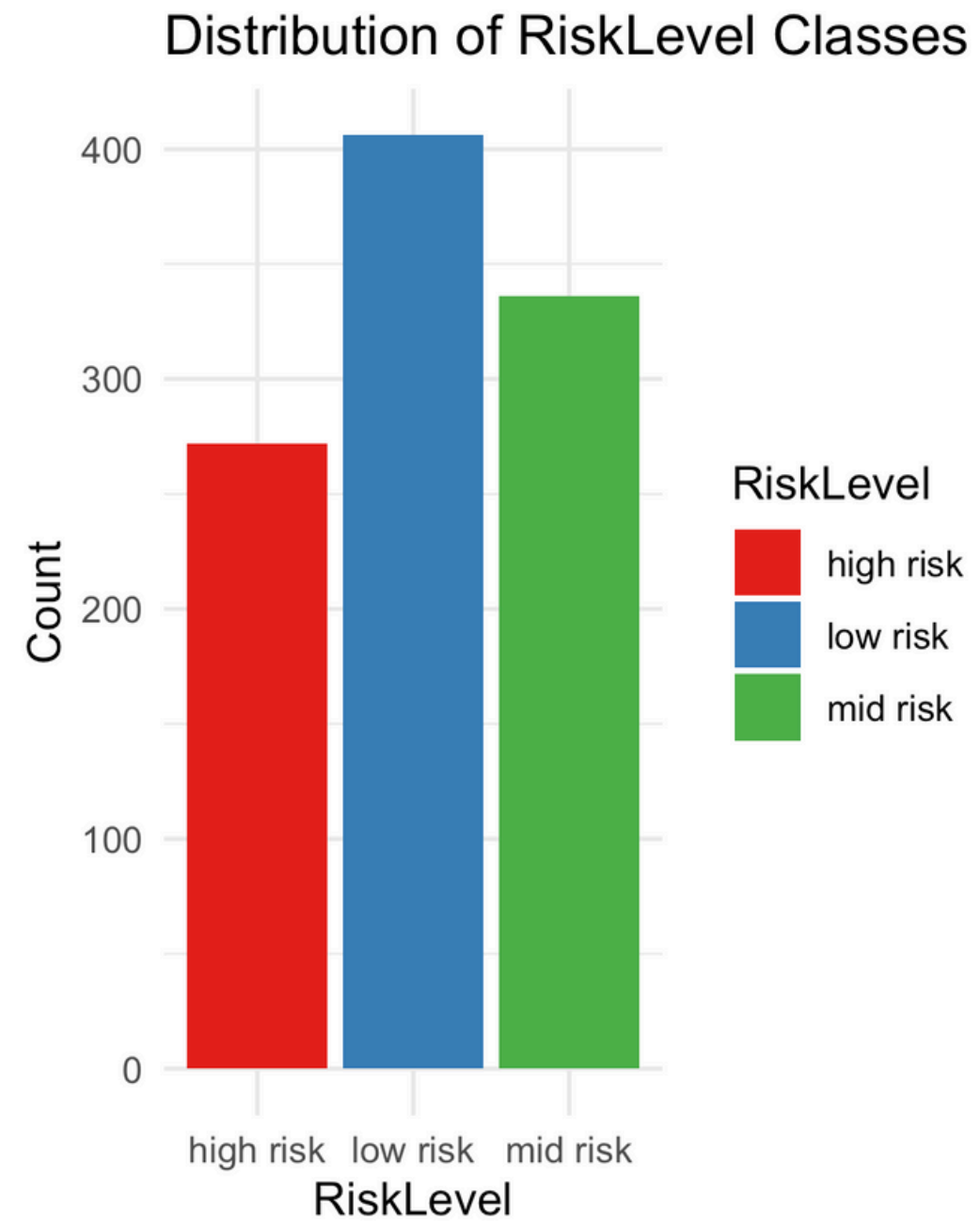


Distribution of HeartRate





# Description des Données



\* *Méthodes* ≡



# Méthode des SVM

## One vs one

Dans cette approche, on va créer des «voteurs» : chaque voteur  $V_{ij}$  détermine si mon entrée  $x$  a plus de chances d'appartenir à la catégorie  $i$  ou à la catégorie  $j$ . Ainsi, un voteur  $V_{ij}$  est un SVM qui s'entraîne sur les données de catégorie  $i$  et  $j$  uniquement.

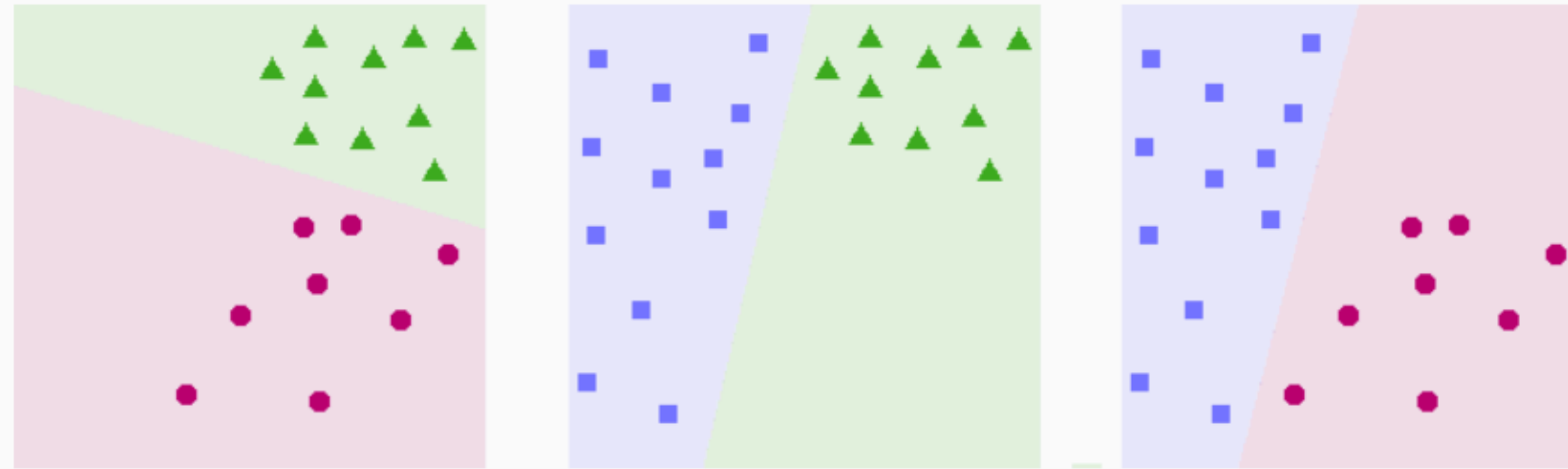


Figure 13 : Les trois voteurs (SVM) de mon problème. A gauche, le voteur frelon-guêpe, au centre le voteur guêpe-abeille, à droite le voteur abeille-frelon.

Pour classer une entrée on retournera tout simplement la catégorie qui aura remporté le plus de duels. Ici, comme on le voit dans la figure 14, la catégorie «frelon» est celle qui remporte le plus de duels : j'ai donc été piqué par un frelon. Ouch !

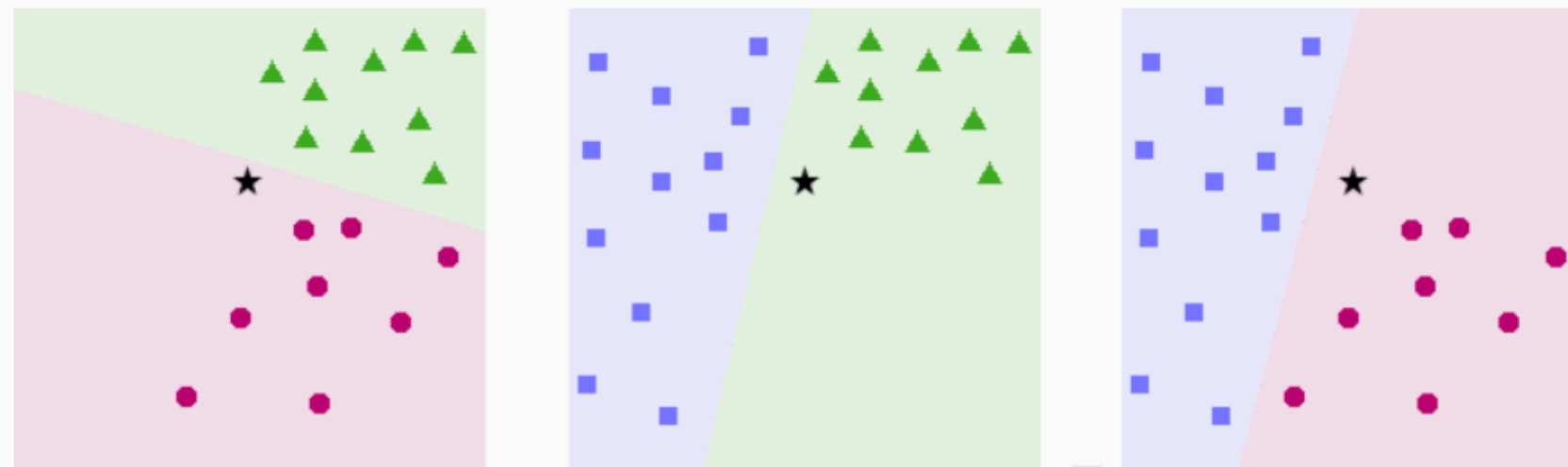


Figure 14 : l'étoile est plus frelon que guêpe, plus guêpe qu'abeille et plus frelon qu'abeille.

# Méthode des SVM

## One vs all

L'approche *one-vs-all* consiste à créer un SVM par catégorie. Dans notre exemple, un SVM sera ainsi spécialisé dans la reconnaissance des abeilles, un autre dans la reconnaissance des guêpes, et un autre dans les frelons.

Pour entraîner mon SVM spécialisé en reconnaissance d'abeilles, je crée deux catégories : la catégorie « abeille », qui contient toutes les entrées d'abeilles, et la catégorie « pas abeille », qui contient toutes les autres entrées. Je fais de même pour mes SVM spécialisés dans les autres catégories.

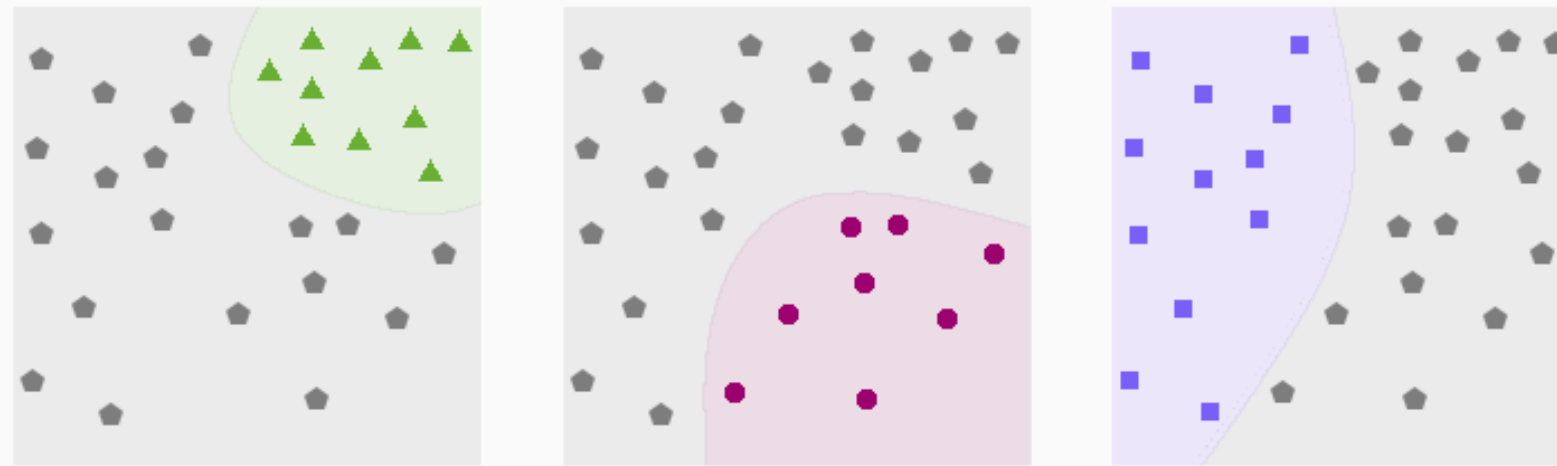


Figure 15 : A gauche, le SVM spécialisé dans la reconnaissance des guêpes, au centre dans la reconnaissance des frelons et à droite des abeilles (on suppose qu'on a trouvé un kernel trick approprié à chaque fois, afin d'obtenir une frontière non linéaire)

Pour classer une nouvelle entrée, on regarde à quelle catégorie la nouvelle entrée est le plus probable d'appartenir.

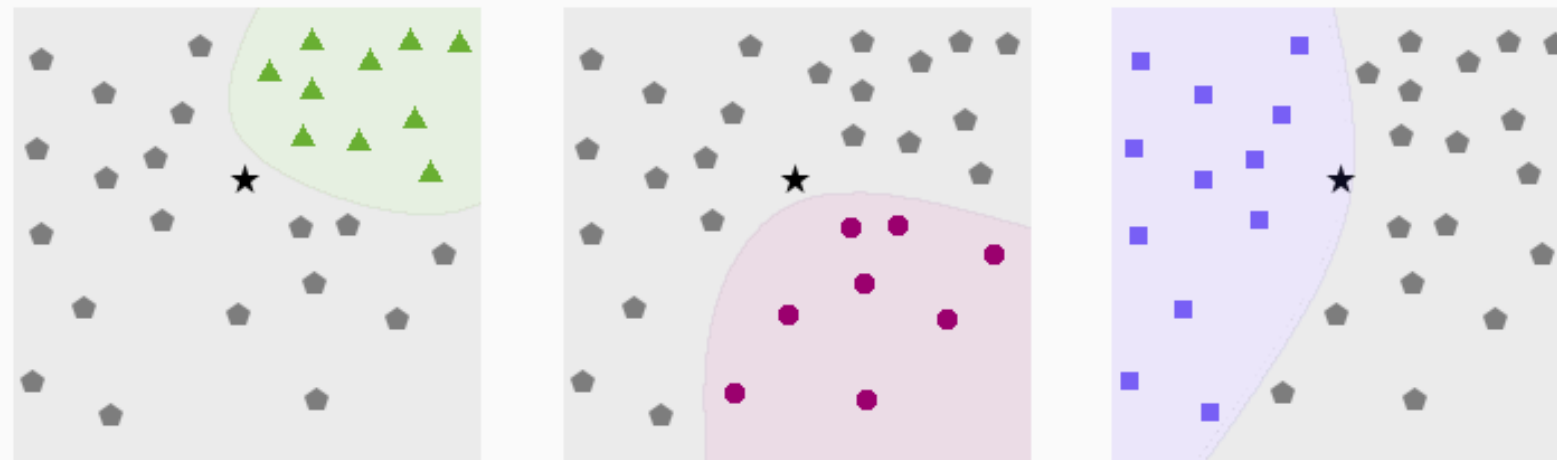
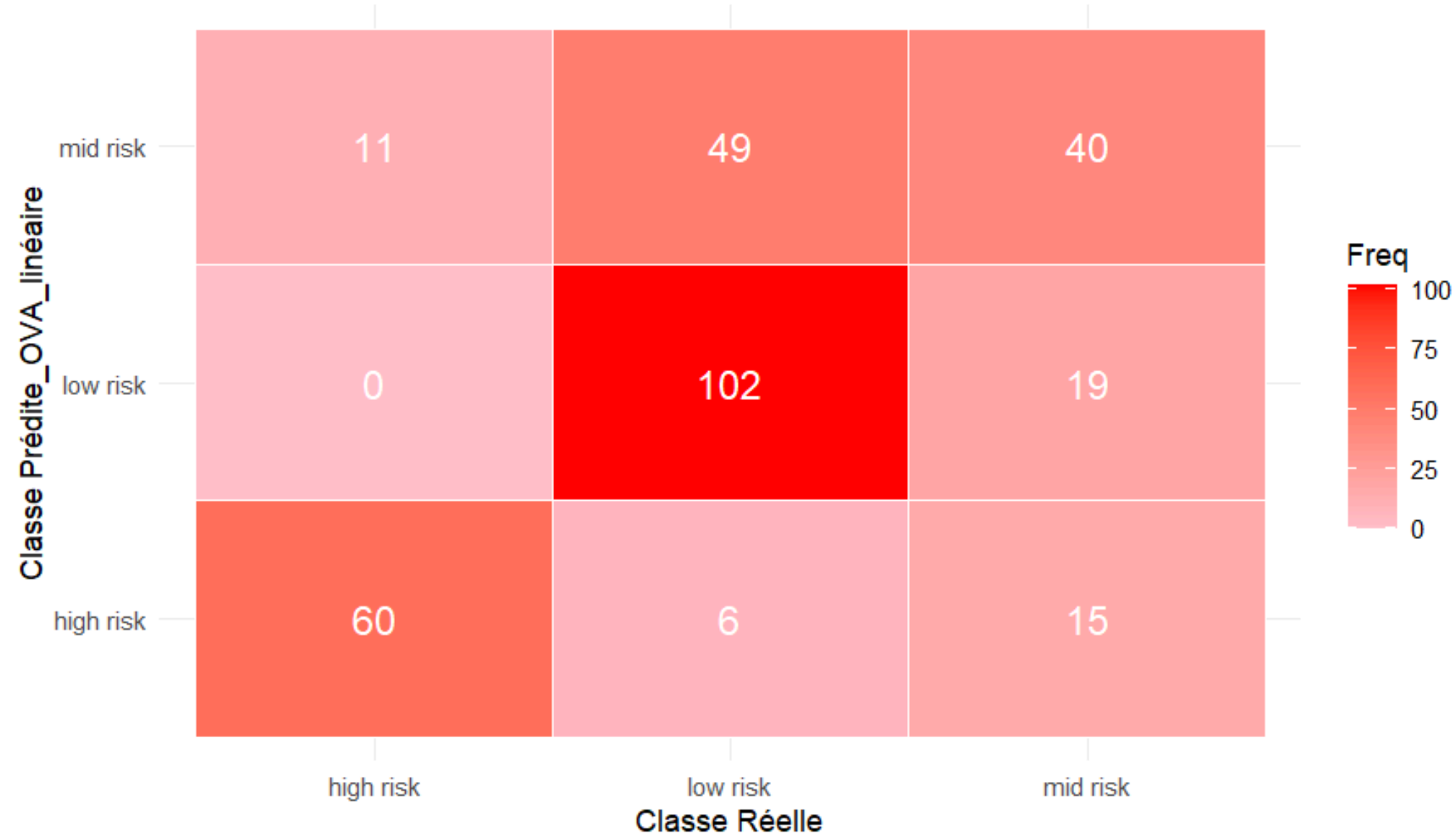


Figure 16 : à gauche, probablement pas une guêpe. Au centre, probablement pas un frelon. A droite, probablement une abeille

# Méthode des SVM

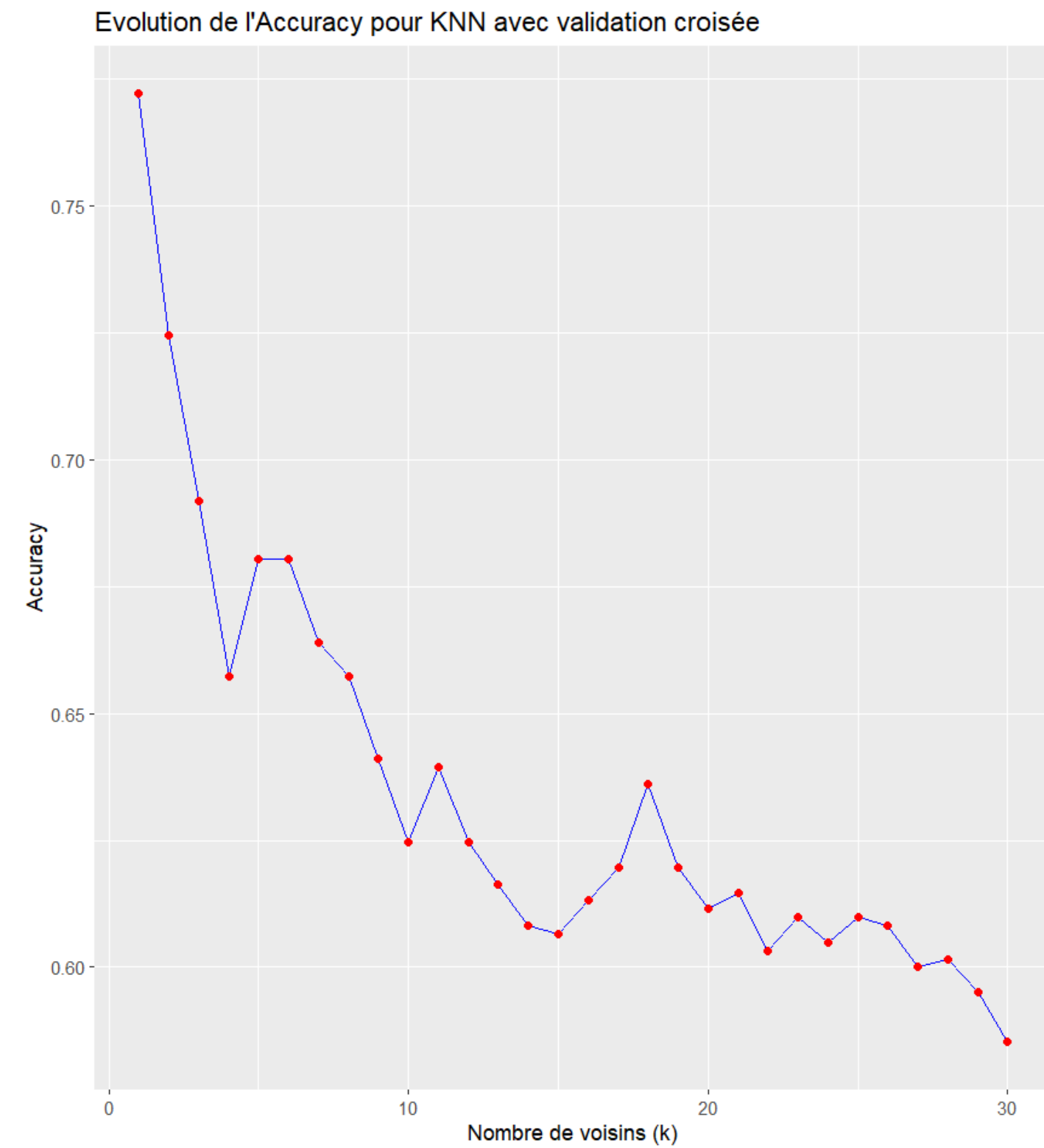
One vs one

Matrice de Confusion



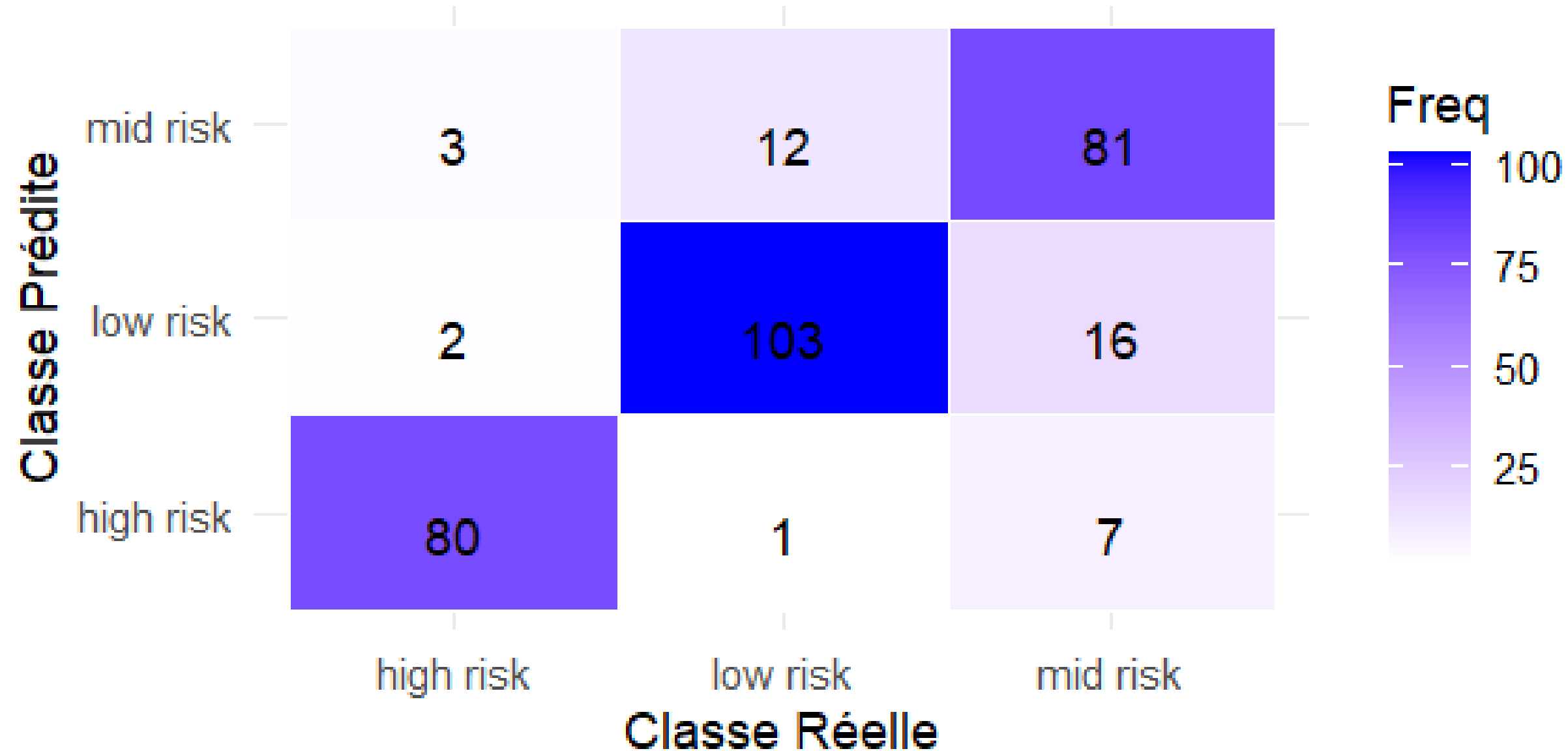
Accuracy : 0.6689

# Méthode des Knn



# Méthode des RandomForest

Matrice de Confusion



Accuracy : 0.8656

# Application de Prédiction du Risque Maternel

[Tableau des Variables](#)

Prédiction du Niveau de Risque

Âge :

30

Pression artérielle systolique (mmHg) :

120

Pression artérielle diastolique (mmHg) :

80

Sucre dans le sang (mg/dL) :

100

Température corporelle (°C) :

37

Fréquence cardiaque (bpm) :

70

Prédire le risque

Niveau de risque prédit :

Le niveau de risque est : high risk

Recommandations pour un risque élevé :

- Effectuez une évaluation complète et augmentez la fréquence de surveillance.
- Élaborer un plan de soins personnalisé en collaboration avec une équipe multidisciplinaire.
- Augmentez la fréquence des consultations prénatales et des examens de surveillance.
- Informez clairement la patiente sur les risques potentiels et les signes d'alerte à surveiller.
- Planifiez l'accouchement dans un établissement disposant des ressources nécessaires pour gérer les complications potentielles.
- Assurez une surveillance étroite pendant la période post-partum immédiate.
- Organisez un suivi à long terme pour gérer les éventuelles séquelles ou complications chroniques.

En suivant ces préconisations, vous contribuerez à optimiser la prise en charge de votre patiente à haut risque et à réduire le risque de mortalité maternelle.

Sources :

1. American College of Obstetricians and Gynecologists: Levels of maternal care: Obstetric care consensus No. 9. Obstet Gynecol 134(2):428-434, 2019.

2. [MSD Manuals](#)



