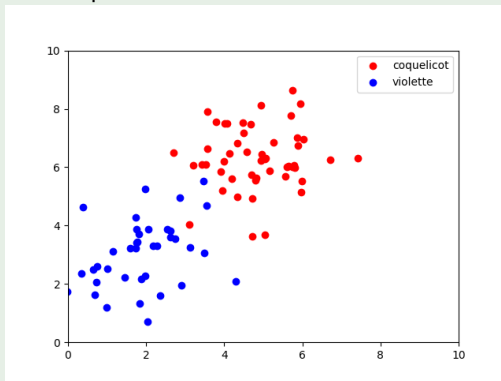


C4 k plus proches voisins, k moyennes

1. knn : exemple introductif

Un champ de fleurs

Dans un champ, à l'état sauvage deux types de fleurs ont poussés : des coquelicots et des violettes. On a représenté ci-dessous par un schéma la position de ces fleurs dans le champ

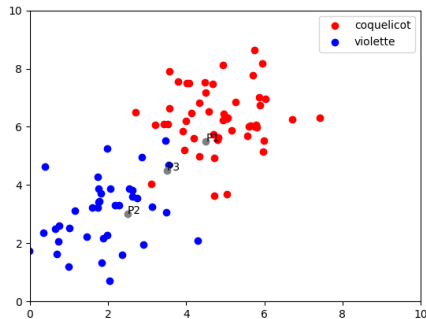


C4 k plus proches voisins, k moyennes

1. knn : exemple introductif

Un champ de fleurs

Trois nouvelles pousses, notées P_1 , P_2 et P_3 (en gris sur le schéma) font leur apparition. Et on cherche à prédire si ces pousses sont des coquelicots ou des violettes.

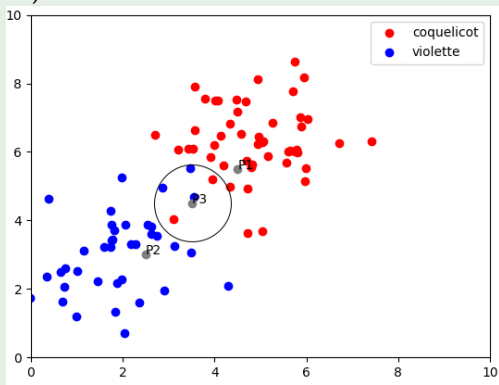


C4 k plus proches voisins, k moyennes

1. knn : exemple introductif

Un champ de fleurs

On a tracé ci-dessous un cercle de façon apparaître les 5 voisins les plus proches de P_3 . Choisir l'espèce majoritaire de ce cercle pour classer la nouvelle pousse P_3 est un exemple de l'application des 5 plus proches voisins (*nearest neighbours* en anglais, abrégé en *nn*)



C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des k plus proches voisins est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *supervisé*.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des k plus proches voisins est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *supervisé*.
- On dispose d'un jeu de données qui associe chaque donnée à une classe.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des k plus proches voisins est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *supervisé*.
- On dispose d'un jeu de données qui associe chaque donnée à une classe.
- L'algorithme attribut à une nouvelle donnée d non classée la classe majoritaire de ses k plus proches voisins.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

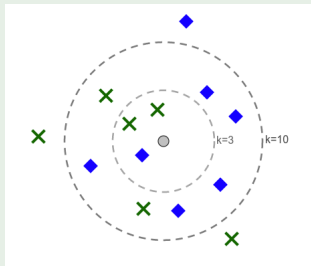
Principe de l'algorithme

- L'algorithme des k plus proches voisins est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *supervisé*.
- On dispose d'un jeu de données qui associe chaque donnée à une classe.
- L'algorithme attribut à une nouvelle donnée d non classée la classe majoritaire de ses k plus proches voisins.
- On doit donc utiliser une distance sur l'ensemble des données (par exemple la distance euclidienne)

C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

Exemple

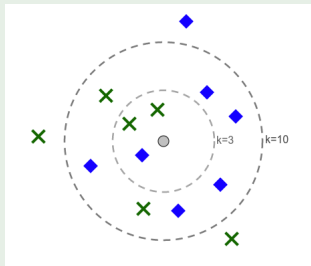


Le point gris central est la donnée à classer. Quel sera le résultat de l'algorithme :

C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

Exemple



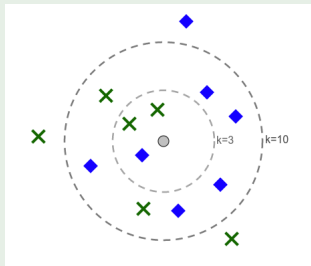
Le point gris central est la donnée à classer. Quel sera le résultat de l'algorithme :

- Pour $k = 3$?

C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

Exemple



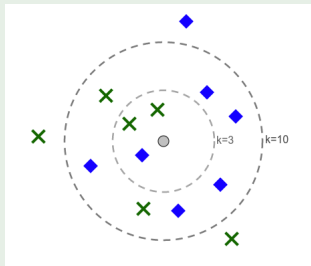
Le point gris central est la donnée à classer. Quel sera le résultat de l'algorithme :

- Pour $k = 3$?
- Pour $k = 10$?

C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

Exemple



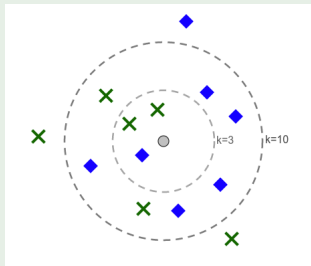
Le point gris central est la donnée à classer. Quel sera le résultat de l'algorithme :

- Pour $k = 3$? Il y a 2 croix et un losange dans les 3 plus prochains voisins, la classe majoritaire est donc la croix et l'algorithme classe la donnée comme une croix.
- Pour $k = 10$?

C4 k plus proches voisins, k moyennes

2. knn : principe de l'algorithme

Exemple



Le point gris central est la donnée à classer. Quel sera le résultat de l'algorithme :

- Pour $k = 3$? Il y a 2 croix et un losange dans les 3 plus prochains voisins, la classe majoritaire est donc la croix et l'algorithme classe la donnée comme une croix.
- Pour $k = 10$? Cette fois il y a 6 losanges et 4 croix parmi les 10 plus proches voisins, la donnée est donc classée parmi les losanges.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Test d'efficacité

- Pour tester l'efficacité de l'algorithme, on réserve une partie des données déjà classées afin d'effectuer des tests.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Test d'efficacité

- Pour tester l'efficacité de l'algorithme, on réserve une partie des données déjà classées afin d'effectuer des tests.
- Sur ces données, on peut comparer la classe effective de la donnée avec celle fournie par l'algorithme

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Test d'efficacité

- Pour tester l'efficacité de l'algorithme, on réserve une partie des données déjà classées afin d'effectuer des tests.
- Sur ces données, on peut comparer la classe effective de la donnée avec celle fournie par l'algorithme
- En particulier, le calcul de la **matrice de confusion**, dont le coefficient M_{ij} est le nombre de données de la classe i affectés à la classe j permet de mesurer le taux d'erreur de l'algorithme.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Test d'efficacité

- Pour tester l'efficacité de l'algorithme, on réserve une partie des données déjà classées afin d'effectuer des tests.
- Sur ces données, on peut comparer la classe effective de la donnée avec celle fournie par l'algorithme
- En particulier, le calcul de la **matrice de confusion**, dont le coefficient M_{ij} est le nombre de données de la classe i affectés à la classe j permet de mesurer le taux d'erreur de l'algorithme.
- Ces tests permettent de déterminer une « bonne » valeur de k

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\begin{array}{c} \text{pour } k = 4 \\ \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix} \end{array}$$

$$\begin{array}{c} \text{pour } k = 7 \\ \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix} \end{array}$$

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\text{pour } k = 4 \quad \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix}$$

$$\text{pour } k = 7 \quad \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix}$$

- Donner le nombre de classes, et le nombre de données tests par classe.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\text{pour } k = 4 \quad \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix}$$

$$\text{pour } k = 7 \quad \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix}$$

- Donner le nombre de classes, et le nombre de données tests par classe.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\text{pour } k = 4 \quad \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix}$$

$$\text{pour } k = 7 \quad \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix}$$

- Donner le nombre de classes, et le nombre de données tests par classe.
Il y a 3 classes, 10 données sont dans la première classe, et 15 dans chacune des deux autres.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\text{pour } k = 4 \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix}$$

$$\text{pour } k = 7 \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix}$$

- Donner le nombre de classes, et le nombre de données tests par classe.
Il y a 3 classes, 10 données sont dans la première classe, et 15 dans chacune des deux autres.
- Calculer le pourcentage d'erreur commis pour chacune des valeurs de k .
Conclure

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\text{pour } k = 4 \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix}$$

$$\text{pour } k = 7 \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix}$$

- Donner le nombre de classes, et le nombre de données tests par classe.
Il y a 3 classes, 10 données sont dans la première classe, et 15 dans chacune des deux autres.
- Calculer le pourcentage d'erreur commis pour chacune des valeurs de k .
Conclure

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\text{pour } k = 4 \quad \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix}$$

$$\text{pour } k = 7 \quad \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix}$$

- Donner le nombre de classes, et le nombre de données tests par classe.
Il y a 3 classes, 10 données sont dans la première classe, et 15 dans chacune des deux autres.
- Calculer le pourcentage d'erreur commis pour chacune des valeurs de k .
Conclure
 - Pour $k = 4$, le pourcentage d'erreur est $9/40 = 22,5\%$.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\begin{array}{c} \text{pour } k = 4 \\ \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix} \end{array}$$

$$\begin{array}{c} \text{pour } k = 7 \\ \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix} \end{array}$$

- Donner le nombre de classes, et le nombre de données tests par classe.
Il y a 3 classes, 10 données sont dans la première classe, et 15 dans chacune des deux autres.
- Calculer le pourcentage d'erreur commis pour chacune des valeurs de k .
Conclure
 - Pour $k = 4$, le pourcentage d'erreur est $9/40 = 22,5\%$.
 - Pour $k = 7$, le pourcentage d'erreur est $3/40 = 7,5\%$.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Exemple

En utilisant l'algorithme des k plus proches voisins pour classer des données tests on a obtenu les matrices de confusion suivantes :

$$\begin{array}{c} \text{pour } k = 4 \\ \begin{pmatrix} 9 & 1 & 0 \\ 2 & 10 & 3 \\ 1 & 2 & 12 \end{pmatrix} \end{array}$$

$$\begin{array}{c} \text{pour } k = 7 \\ \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 1 & 11 & 1 \\ 0 & 1 & 14 \end{pmatrix} \end{array}$$

- Donner le nombre de classes, et le nombre de données tests par classe.
Il y a 3 classes, 10 données sont dans la première classe, et 15 dans chacune des deux autres.
- Calculer le pourcentage d'erreur commis pour chacune des valeurs de k .

Conclure

- Pour $k = 4$, le pourcentage d'erreur est $9/40 = 22,5\%$.
- Pour $k = 7$, le pourcentage d'erreur est $3/40 = 7,5\%$.

La valeur $k = 7$ semble être un bon choix.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Synthèse

La mise en oeuvre de l'algorithme demande donc à :

- Disposer d'un jeu de données $d = (d_0, \dots, d_{n-1})$ déjà classées, c'est-à-dire attribuées à des classes c_0, \dots, c_{m-1}

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Synthèse

La mise en oeuvre de l'algorithme demande donc à :

- Disposer d'un jeu de données $d = (d_0, \dots, d_{n-1})$ déjà classées, c'est-à-dire attribuées à des classes c_0, \dots, c_{m-1}
- D'une distance entre deux données de façon à quantifier la notion de proximité.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Synthèse

La mise en oeuvre de l'algorithme demande donc à :

- Disposer d'un jeu de données $d = (d_0, \dots, d_{n-1})$ déjà classées, c'est-à-dire attribuées à des classes c_0, \dots, c_{m-1}
- D'une distance entre deux données de façon à quantifier la notion de proximité.
- Choisir un nombre k de voisins à considérer. La valeur de k influence la prédiction de l'algorithme (voir exemple précédent). En pratique, on teste plusieurs valeurs de k et on choisit celle qui donne les meilleurs résultats.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Synthèse

La mise en oeuvre de l'algorithme demande donc à :

- Disposer d'un jeu de données $d = (d_0, \dots, d_{n-1})$ déjà classées, c'est-à-dire attribuées à des classes c_0, \dots, c_{m-1}
- D'une distance entre deux données de façon à quantifier la notion de proximité.
- Choisir un nombre k de voisins à considérer. La valeur de k influence la prédiction de l'algorithme (voir exemple précédent). En pratique, on teste plusieurs valeurs de k et on choisit celle qui donne les meilleurs résultats.
- Une nouvelle donnée d_n est alors affectée à la classe de ses k plus proches voisins.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Synthèse

La mise en oeuvre de l'algorithme demande donc à :

- Disposer d'un jeu de données $d = (d_0, \dots, d_{n-1})$ déjà classées, c'est-à-dire attribuées à des classes c_0, \dots, c_{m-1}
- D'une distance entre deux données de façon à quantifier la notion de proximité.
- Choisir un nombre k de voisins à considérer. La valeur de k influence la prédiction de l'algorithme (voir exemple précédent). En pratique, on teste plusieurs valeurs de k et on choisit celle qui donne les meilleurs résultats.
- Une nouvelle donnée d_n est alors affectée à la classe de ses k plus proches voisins.
- La matrice de confusion donne une appréciation de l'efficacité de l'algorithme.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

3. Matrice de confusion

Synthèse

La mise en oeuvre de l'algorithme demande donc à :

- Disposer d'un jeu de données $d = (d_0, \dots, d_{n-1})$ déjà classées, c'est-à-dire attribuées à des classes c_0, \dots, c_{m-1}
- D'une distance entre deux données de façon à quantifier la notion de proximité.
- Choisir un nombre k de voisins à considérer. La valeur de k influence la prédiction de l'algorithme (voir exemple précédent). En pratique, on teste plusieurs valeurs de k et on choisit celle qui donne les meilleurs résultats.
- Une nouvelle donnée d_n est alors affectée à la classe de ses k plus proches voisins.
- La matrice de confusion donne une appréciation de l'efficacité de l'algorithme.

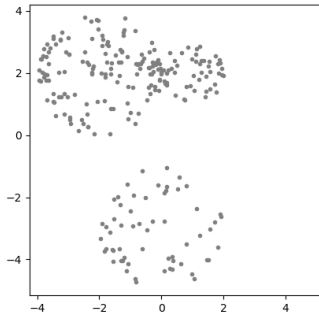
Voir le TP sur les iris de Fischer pour une mise en oeuvre d'un exemple en Python.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

4. k -moyennes : exemple introductif

Un (autre) champ de fleurs

Dans un champ, à l'état sauvage **trois** espèces de fleurs ont poussées, chaque point gris indique l'emplacement d'une fleur et on souhaite prédire l'espèce de chacune des fleurs (en supposant qu'une espèce donnée pousse de façon préférentielle dans une certaine zone).

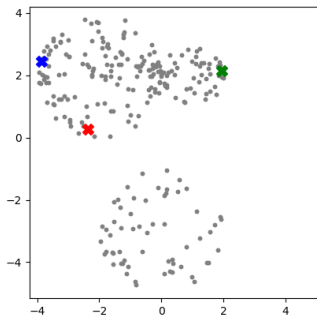


C4 k plus proches voisins, k moyennes

4. k -moyennes : exemple introductif

Un (autre) champ de fleurs

On commence par choisir **au hasard** trois fleurs et on considère qu'elles représentent chacune des trois espèces.

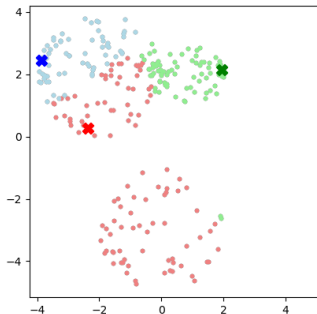


C4 k plus proches voisins, k moyennes

4. k -moyennes : exemple introductif

Un (autre) champ de fleurs

On attribut alors à chaque fleur une espèce en utilisant la proximité avec les trois fleurs choisies au hasard initialement.

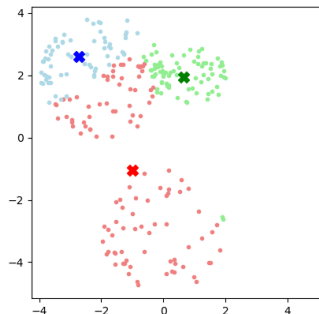


C4 k plus proches voisins, k moyennes

4. k -moyennes : exemple introductif

Un (autre) champ de fleurs

Dans chaque espèce on calcule alors la position du centre du nuage de points en faisant la moyenne des fleurs appartenant à cette espèce.

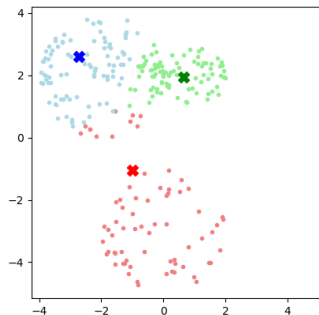


C4 k plus proches voisins, k moyennes

4. k -moyennes : exemple introductif

Un (autre) champ de fleurs

Comme précédemment, on affecte de nouveau les fleurs à une espèce par rapport à leur proximité aux nouveaux centres.

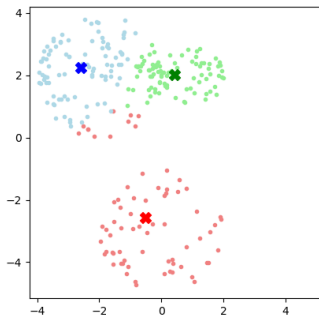


C4 k plus proches voisins, k moyennes

4. k -moyennes : exemple introductif

Un (autre) champ de fleurs

On réitère les étapes précédentes : calcul des nouveaux centres puis affectation suivant la proximité.

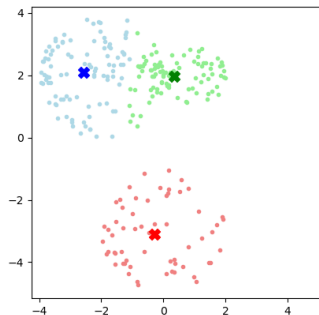


C4 k plus proches voisins, k moyennes

4. k -moyennes : exemple introductif

Un (autre) champ de fleurs

On réitère les étapes précédentes : calcul des nouveaux centres puis affectation suivant la proximité.

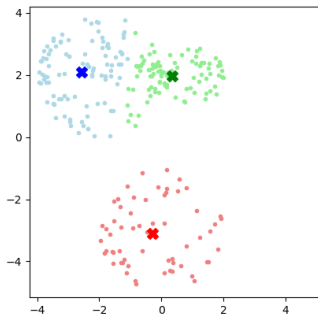


C4 k plus proches voisins, k moyennes

4. k -moyennes : exemple introductif

Un (autre) champ de fleurs

Après un certain nombre d'étapes, la répartition se stabilise.



C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des k -moyennes est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *non supervisé*.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des **k -moyennes** est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *non supervisé*.
- Les étapes de l'algorithme sont :

C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des **k -moyennes** est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *non supervisé*.
- Les étapes de l'algorithme sont :
 - ➊ Choisir un entier k (le nombre de clusters à former) et choisir aléatoirement k points de données comme centres des clusters

C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des **k -moyennes** est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *non supervisé*.
- Les étapes de l'algorithme sont :
 - ➊ Choisir un entier k (le nombre de clusters à former) et choisir aléatoirement k points de données comme centres des clusters
 - ➋ Affecter chaque donnée au cluster dont le centre est le plus proches

C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des **k -moyennes** est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *non supervisé*.
- Les étapes de l'algorithme sont :
 - ➊ Choisir un entier k (le nombre de clusters à former) et choisir aléatoirement k points de données comme centres des clusters
 - ➋ Affecter chaque donnée au cluster dont le centre est le plus proches
 - ➌ Mettre à jour les centres de chaque cluster en prenant comme nouveau centre la moyenne des points du cluster

C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

- L'algorithme des **k -moyennes** est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *non supervisé*.
- Les étapes de l'algorithme sont :
 - 1 Choisir un entier k (le nombre de clusters à former) et choisir aléatoirement k points de données comme centres des clusters
 - 2 Affecter chaque donnée au cluster dont le centre est le plus proches
 - 3 Mettre à jour les centres de chaque cluster en prenant comme nouveau centre la moyenne des points du cluster
 - 4 Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à atteindre un critère d'arrêt (stabilisation ou nombre maximal d'itérations)

C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Principe de l'algorithme

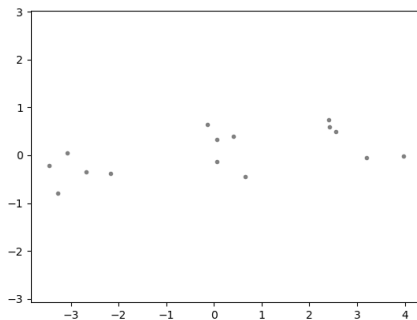
- L'algorithme des **k -moyennes** est un algorithme de classification des données appartenant à la famille des algorithmes d'apprentissage *non supervisé*.
- Les étapes de l'algorithme sont :
 - ➊ Choisir un entier k (le nombre de clusters à former) et choisir aléatoirement k points de données comme centres des clusters
 - ➋ Affecter chaque donnée au cluster dont le centre est le plus proches
 - ➌ Mettre à jour les centres de chaque cluster en prenant comme nouveau centre la moyenne des points du cluster
 - ➍ Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à atteindre un critère d'arrêt (stabilisation ou nombre maximal d'itérations)
- On montre (hors programme) que cet algorithme converge toujours.

C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Exemple

Le choix des centres initiaux influence les résultats de l'algorithme. Sur l'exemple ci-dessous on « voit » bien trois cluster bien séparés contenant chacun cinq points mais ils ne seront pas forcément détectés correctement.

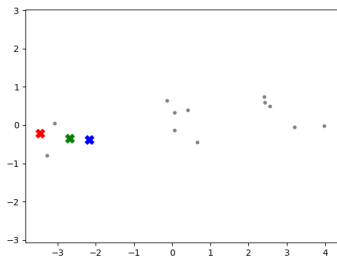


C4 k plus proches voisins, k moyennes

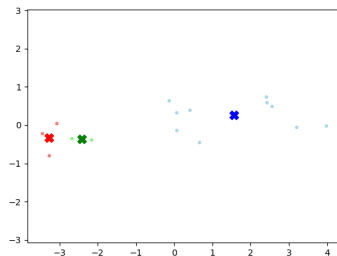
5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Exemple

Centres initiaux



Résultats de la classification

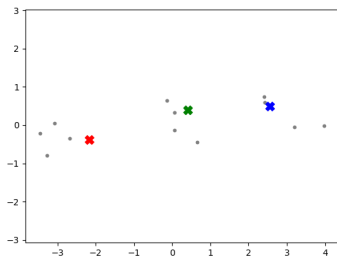


C4 k plus proches voisins, k moyennes

5. k -moyennes : principe de l'algorithme

Exemple

Centres initiaux



Résultats de la classification

