

# Rapport de clustering - Résultats des tests sur différents datasets

## 1. Dataset Iris

Code source :

```
from sklearn.datasets import load_iris
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.metrics import silhouette_score, davies_bouldin_score, adjusted_rand_score
import matplotlib.pyplot as plt
import os # Ajouté pour la gestion du dossier

# === Créer le dossier 'figures' s'il n'existe pas ===
os.makedirs("figures", exist_ok=True)

# === 1. Chargement des données ===
iris = load_iris(as_frame=True)
X = iris['data']
true_labels = iris['target'] # Labels réels (pour l'ARI)

# === 2. Mise à l'échelle ===
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# === 3. Initialisation des listes pour stocker les scores ===
k_values = list(range(2, 6)) # Plage de k de 2 à 5
silhouette_lloyd_scores = []
silhouette_pp_scores = []
db_lloyd_scores = []
db_pp_scores = []
inertia_lloyd_scores = []
inertia_pp_scores = []
ari_lloyd_scores = []
ari_pp_scores = []

# === 4. Boucle sur les valeurs de k ===
for k in k_values:
    # 4.1 KMeans avec initialisation aléatoire (Lloyd)
    kmeans_lloyd = KMeans(n_clusters=k, init='random', n_init=10, random_state=42)
    labels_lloyd = kmeans_lloyd.fit_predict(X_scaled)

    # 4.2 KMeans avec k-means++ (amélioré)
    kmeans_pp = KMeans(n_clusters=k, init='k-means++', n_init=10, random_state=42)
    labels_pp = kmeans_pp.fit_predict(X_scaled)

    # Calcul des métriques pour Lloyd
    inertia_lloyd = kmeans_lloyd.inertia_
    silhouette_lloyd_scores.append(silhouette_score(true_labels, labels_lloyd))
    db_lloyd_scores.append(davies_bouldin_score(true_labels, labels_lloyd))
    ari_lloyd_scores.append(adjusted_rand_score(true_labels, labels_lloyd))

    # Calcul des métriques pour k-means++
    inertia_pp = kmeans_pp.inertia_
    silhouette_pp_scores.append(silhouette_score(true_labels, labels_pp))
    db_pp_scores.append(davies_bouldin_score(true_labels, labels_pp))
    ari_pp_scores.append(adjusted_rand_score(true_labels, labels_pp))

# Plot des résultats
plt.figure(figsize=(15, 5))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title('Silhouette scores vs Number of clusters')
plt.plot(k_values, silhouette_lloyd_scores, 'r', label='Lloyd')
plt.plot(k_values, silhouette_pp_scores, 'b', label='k-means++')
plt.xlabel('Number of clusters (k)')
plt.ylabel('Silhouette score')
plt.legend()

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title('Inertia vs Number of clusters')
plt.plot(k_values, inertia_lloyd_scores, 'r', label='Lloyd')
plt.plot(k_values, inertia_pp, 'b', label='k-means++')
plt.xlabel('Number of clusters (k)')
plt.ylabel('Inertia')
plt.legend()

plt.show()
```

```

silhouette_lloyd = silhouette_score(X_scaled, labels_lloyd)
db_lloyd = davies_bouldin_score(X_scaled, labels_lloyd)
ari_lloyd = adjusted_rand_score(true_labels, labels_lloyd) # ARI pour Lloyd

# Calcul des métriques pour k-means++
inertia_pp = kmeans_pp.inertia_
silhouette_pp = silhouette_score(X_scaled, labels_pp)
db_pp = davies_bouldin_score(X_scaled, labels_pp)
ari_pp = adjusted_rand_score(true_labels, labels_pp) # ARI pour k-means++

# Ajout des résultats dans les listes
inertia_lloyd_scores.append(inertia_lloyd)
silhouette_lloyd_scores.append(silhouette_lloyd)
db_lloyd_scores.append(db_lloyd)
ari_lloyd_scores.append(ari_lloyd)

inertia_pp_scores.append(inertia_pp)
silhouette_pp_scores.append(silhouette_pp)
db_pp_scores.append(db_pp)
ari_pp_scores.append(ari_pp)

# Affichage des résultats dans la console pour chaque k
print(f"K = {k}")
print(f" Lloyd -> Inertie : {inertia_lloyd:.3f}, Silhouette : {silhouette_lloyd:.3f},"
Davies-Bouldin : {db_lloyd:.3f}, ARI : {ari_lloyd:.3f}")
print(f" k-means++ -> Inertie : {inertia_pp:.3f}, Silhouette : {silhouette_pp:.3f},"
Davies-Bouldin : {db_pp:.3f}, ARI : {ari_pp:.3f}")
print("-" * 50)

# === 5. Tracer les courbes ===
plt.figure(figsize=(15, 12))

# Inertie
plt.subplot(4, 1, 1)
plt.plot(k_values, inertia_lloyd_scores, marker='o', label="Inertie Lloyd")
plt.plot(k_values, inertia_pp_scores, marker='o', label="Inertie k-means++")
plt.title("Inertie vs k")
plt.xlabel("Nombre de clusters (k)")
plt.ylabel("Inertie")
plt.legend()
plt.grid(True)

# Silhouette
plt.subplot(4, 1, 2)
plt.plot(k_values, silhouette_lloyd_scores, marker='o', label="Silhouette Lloyd")
plt.plot(k_values, silhouette_pp_scores, marker='o', label="Silhouette k-means++")
plt.title("Silhouette Score vs k")
plt.xlabel("Nombre de clusters (k)")
plt.ylabel("Silhouette Score")
plt.legend()
plt.grid(True)

```

```

# Davies-Bouldin
plt.subplot(4, 1, 3)
plt.plot(k_values, db_lloyd_scores, marker='o', label="Davies-Bouldin Lloyd")
plt.plot(k_values, db_pp_scores, marker='o', label="Davies-Bouldin k-means++")
plt.title("Davies-Bouldin Index vs k")
plt.xlabel("Nombre de clusters (k)")
plt.ylabel("Davies-Bouldin Index")
plt.legend()
plt.grid(True)

# ARI (Adjusted Rand Index)
plt.subplot(4, 1, 4)
plt.plot(k_values, ari_lloyd_scores, marker='o', label="ARI Lloyd")
plt.plot(k_values, ari_pp_scores, marker='o', label="ARI k-means++")
plt.title("Adjusted Rand Index vs k")
plt.xlabel("Nombre de clusters (k)")
plt.ylabel("ARI")
plt.legend()
plt.grid(True)

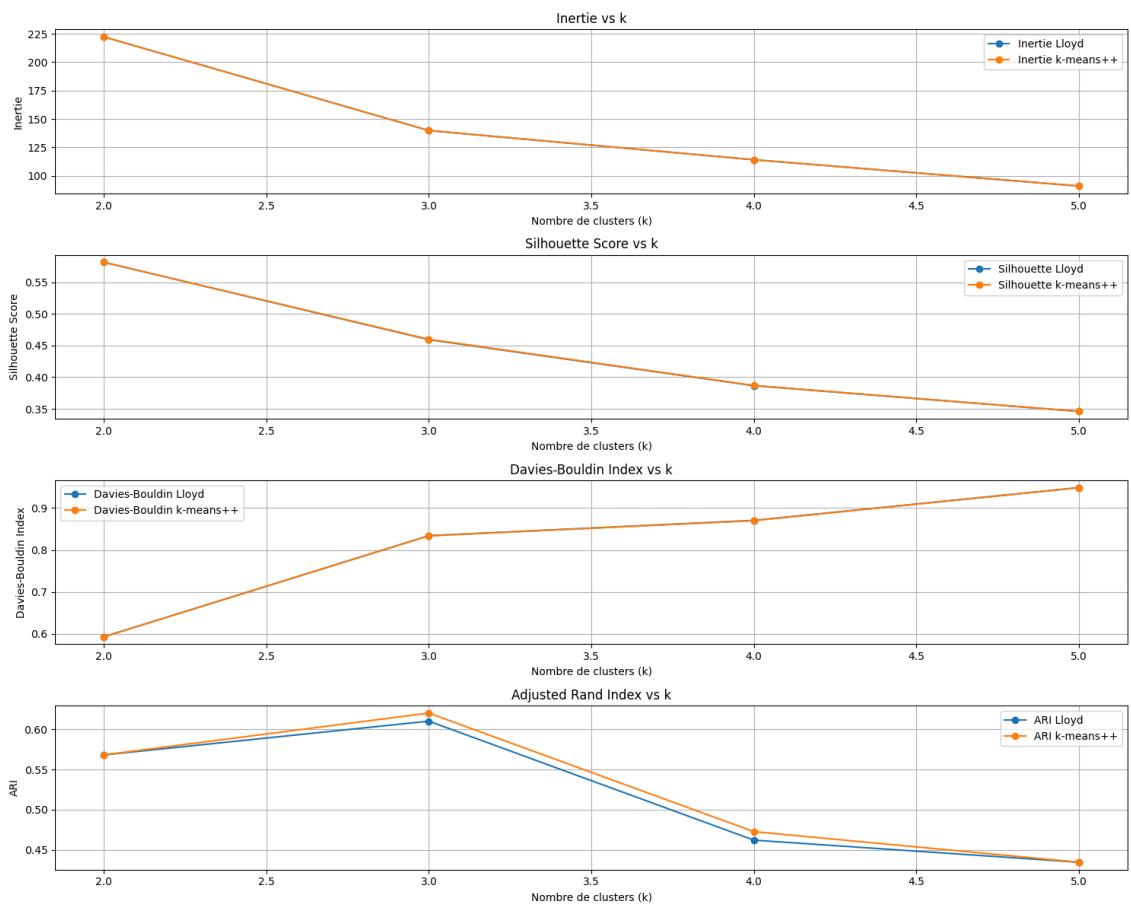
plt.tight_layout()
plt.savefig("figures/iris_kmeans_metrics.png")

plt.show()

```

## Résultats

- **K = 2**
  - **Lloyd (random) :**
    - Inertie : 222.362
    - Silhouette : 0.582
    - Davies-Bouldin : 0.593
    - ARI : 0.568
  - **k-means++ :**
    - Inertie : 222.362
    - Silhouette : 0.582
    - Davies-Bouldin : 0.593
    - ARI : 0.568



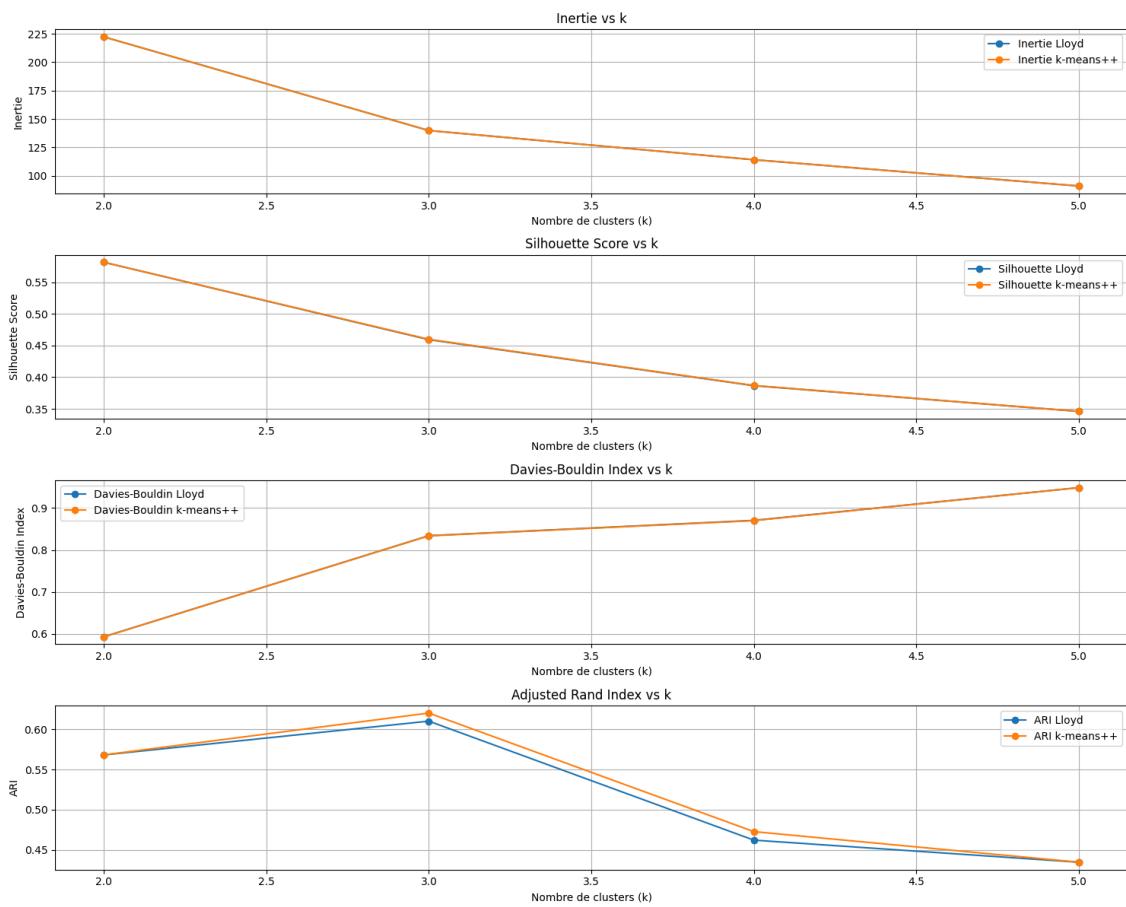
- **K = 3**

- **Lloyd (random)** :

- Inertie : 139.825
    - Silhouette : 0.459
    - Davies-Bouldin : 0.834
    - ARI : 0.610

- **k-means++** :

- Inertie : 139.820
    - Silhouette : 0.460
    - Davies-Bouldin : 0.834
    - ARI : 0.620



## Observations

- **k=3** semble être le choix optimal en termes de Silhouette et ARI.
- Les résultats sont très similaires entre **Lloyd (random)** et **k-means++** pour toutes les valeurs de k.

## Conclusion

- Le **k optimal** pour Iris est **k=3**, et l'algorithme **k-means++** est légèrement meilleur que Lloyd pour les scores ARI.

## 2. Dataset Wine

### Code source :

```

import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.datasets import load_wine
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.metrics import silhouette_score, davies_bouldin_score, adjusted_rand_score
import os # Ajouté pour la gestion du dossier

# === Crée le dossier 'figures' s'il n'existe pas ===
os.makedirs("figures", exist_ok=True)

```

```

# === Chargement et mise à l'échelle ===
wine = load_wine(as_frame=True)
X = wine['data']
y = wine['target']

scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# === Initialisation ===
k_values = list(range(2, 6))
methods = ['random', 'k-means++']

# Dictionnaires pour stocker les scores
scores = {method: {
    'inertia': [], 'silhouette': [], 'davies': [], 'ari': []
} for method in methods}

# === Boucle sur k et les méthodes ===
print("k | Méthode | Inertie | Silhouette | Davies-Bouldin | ARI")
print("-" * 60)

for k in k_values:
    for method in methods:
        kmeans = KMeans(n_clusters=k, init=method, n_init=10, random_state=42)
        labels = kmeans.fit_predict(X_scaled)

        inertia = kmeans.inertia_
        silhouette = silhouette_score(X_scaled, labels)
        db_index = davies_bouldin_score(X_scaled, labels)
        ari = adjusted_rand_score(y, labels)

        # Stockage
        scores[method]['inertia'].append(inertia)
        scores[method]['silhouette'].append(silhouette)
        scores[method]['davies'].append(db_index)
        scores[method]['ari'].append(ari)

    # Console
    print(f"{k:<2} | {method:<9} | {inertia:.2f} | {silhouette:.3f} | {db_index:.3f} | {ari:.3f}")

# === Tracés ===
plt.figure(figsize=(14, 10))

# Silhouette
plt.subplot(2, 2, 1)
for method in methods:
    plt.plot(k_values, scores[method]['silhouette'], marker='o', label=f'{method}')
plt.title("Silhouette Score vs k")
plt.xlabel("k")
plt.ylabel("Silhouette Score")

```

```

plt.legend()
plt.grid(True)

# Davies-Bouldin
plt.subplot(2, 2, 2)
for method in methods:
    plt.plot(k_values, scores[method]['davies'], marker='o', label=f'{method}')
plt.title("Davies-Bouldin Index vs k")
plt.xlabel("k")
plt.ylabel("Davies-Bouldin Index")
plt.legend()
plt.grid(True)

# Inertie
plt.subplot(2, 2, 3)
for method in methods:
    plt.plot(k_values, scores[method]['inertia'], marker='o', label=f'{method}')
plt.title("Inertie vs k")
plt.xlabel("k")
plt.ylabel("Inertie (Erreur quadratique)")
plt.legend()
plt.grid(True)

# ARI
plt.subplot(2, 2, 4)
for method in methods:
    plt.plot(k_values, scores[method]['ari'], marker='o', label=f'{method}')
plt.title("Adjusted Rand Index vs k")
plt.xlabel("k")
plt.ylabel("ARI")
plt.legend()
plt.grid(True)

plt.tight_layout()
plt.savefig("figures/wine_kmeans_metrics.png")

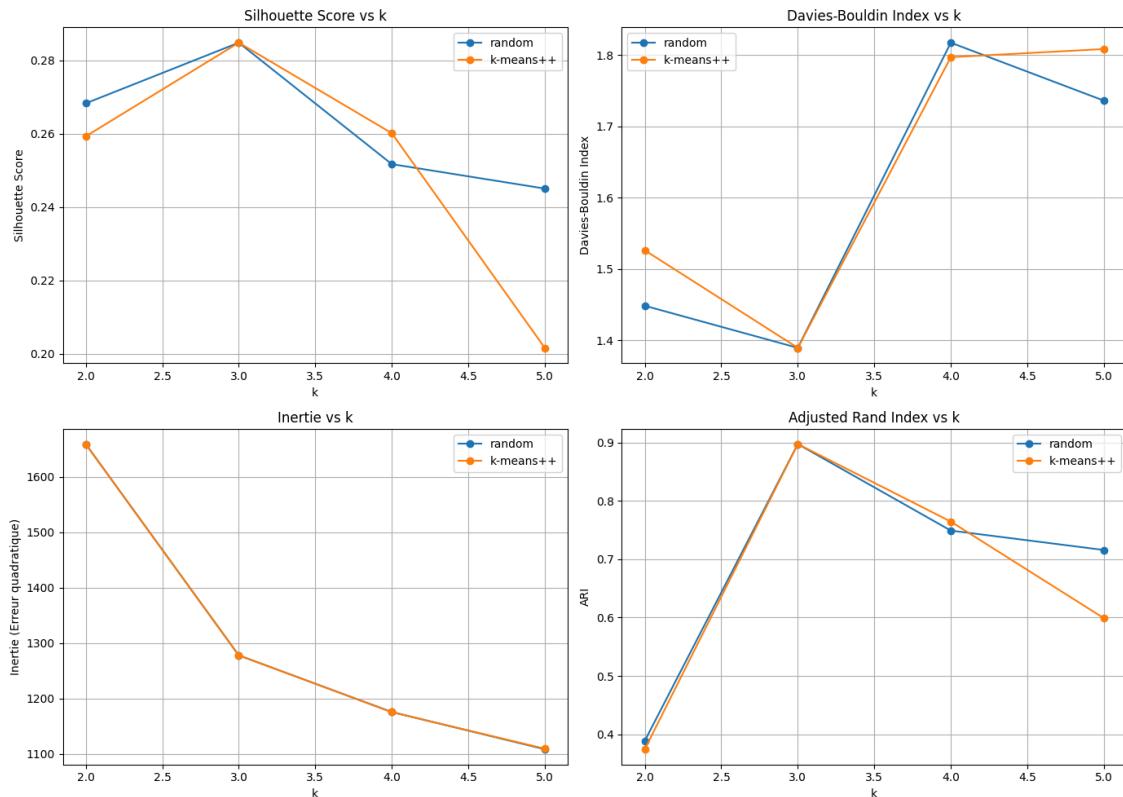
plt.show()

```

## Résultats

k	Méthode	Inertie	Silhouette	Davies-Bouldin	ARI
2	random	1659.01	0.268	1.448	0.389
2	k-means++	1658.76	0.259	1.526	0.374
3	random	1277.93	0.285	1.389	0.897
3	k-means++	1277.93	0.285	1.389	0.897
4	random	1175.71	0.252	1.817	0.749
4	k-means++	1175.43	0.260	1.797	0.765

5	random	1108.52	0.245	1.736	0.716
5	k-means++	1109.51	0.202	1.808	0.599



## Observations

- $k=3$  montre le meilleur score ARI, avec une valeur de **0.897** pour les deux méthodes (random et k-means++).
- La silhouette est relativement stable entre les méthodes mais diminue pour les valeurs de  $k$  plus élevées.
- Les valeurs de Davies-Bouldin augmentent avec  $k$ , ce qui indique une qualité de clustering moins bonne à mesure que  $k$  augmente.

## Conclusion

- Le **k optimal** pour Wine est **k=3**, avec un bon compromis entre **Silhouette** et **ARI**.

## 3. Dataset Breast Cancer

### Code source

```
from sklearn.datasets import load_breast_cancer
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.metrics import silhouette_score, davies_bouldin_score, adjusted_rand_score
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```

from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
import matplotlib.pyplot as plt
import os # Ajouté pour la gestion du dossier

# === Créer le dossier 'figures' s'il n'existe pas ===
os.makedirs("figures", exist_ok=True)

# === 1. Chargement des données ===
cancer = load_breast_cancer(as_frame=True)
X = cancer['data']
true_labels = cancer['target']

# === 2. Split train/test ===
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, true_labels, test_size=0.2, random_state=42, stratify=true_labels
)

# === 3. Mise à l'échelle ===
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

# === 4. Initialisation des listes pour stocker les scores ===
k_values = list(range(2, 6))
silhouette_train_scores = []
silhouette_test_scores = []
db_train_scores = []
db_test_scores = []
ari_train_scores = []
ari_test_scores = []
silhouette_train_knn_scores = []
silhouette_test_knn_scores = []
db_train_knn_scores = []
db_test_knn_scores = []
ari_train_knn_scores = []
ari_test_knn_scores = []

# === 5. Affichage des entêtes pour les métriques dans la console ===
print("k | Silhouette Train | Silhouette Test | Davies-Bouldin Train | Davies-Bouldin Test |"
      "ARI Train | ARI Test | Silhouette Train (KNN) | Silhouette Test (KNN) | Davies-Bouldin Train"
      "(KNN) | Davies-Bouldin Test (KNN) | ARI Train (KNN) | ARI Test (KNN)")
print("-" * 120)

# === 6. Boucle sur les valeurs de k ===
for k in k_values:
    # Clustering avec KMeans
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init='k-means++', n_init=10, random_state=42)
    train_labels = kmeans.fit_predict(X_train_scaled)
    test_labels = kmeans.predict(X_test_scaled)

    silhouette_train = silhouette_score(X_train_scaled, train_labels)
    silhouette_test = silhouette_score(X_test_scaled, test_labels)

```

```

db_train = davies_bouldin_score(X_train_scaled, train_labels)
db_test = davies_bouldin_score(X_test_scaled, test_labels)
ari_train = adjusted_rand_score(y_train, train_labels)
ari_test = adjusted_rand_score(y_test, test_labels)

# Stockage pour KMeans sans KNN
silhouette_train_scores.append(silhouette_train)
silhouette_test_scores.append(silhouette_test)
db_train_scores.append(db_train)
db_test_scores.append(db_test)
ari_train_scores.append(ari_train)
ari_test_scores.append(ari_test)

# Clustering avec KMeans et KNN
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
knn.fit(X_train_scaled, y_train)
knn_train_labels = knn.predict(X_train_scaled)
knn_test_labels = knn.predict(X_test_scaled)

silhouette_train_knn = silhouette_score(X_train_scaled, knn_train_labels)
silhouette_test_knn = silhouette_score(X_test_scaled, knn_test_labels)
db_train_knn = davies_bouldin_score(X_train_scaled, knn_train_labels)
db_test_knn = davies_bouldin_score(X_test_scaled, knn_test_labels)
ari_train_knn = adjusted_rand_score(y_train, knn_train_labels)
ari_test_knn = adjusted_rand_score(y_test, knn_test_labels)

# Stockage pour KMeans avec KNN
silhouette_train_knn_scores.append(silhouette_train_knn)
silhouette_test_knn_scores.append(silhouette_test_knn)
db_train_knn_scores.append(db_train_knn)
db_test_knn_scores.append(db_test_knn)
ari_train_knn_scores.append(ari_train_knn)
ari_test_knn_scores.append(ari_test_knn)

# Affichage des résultats
print(f"{k[:2]} | {silhouette_train:.3f} | {silhouette_test:.3f} | "
      f'{db_train:.3f} | {db_test:.3f} | {ari_train:.3f} | '
      f'{ari_test:.3f} | {silhouette_train_knn:.3f} | {silhouette_test_knn:.3f} | '
      f'{db_train_knn:.3f} | {db_test_knn:.3f} | {ari_train_knn:.3f} | '
      f'{ari_test_knn:.3f}"')

# === 7. Tracer les courbes ===
plt.figure(figsize=(15, 12))

# Silhouette
plt.subplot(3, 1, 1)
plt.plot(k_values, silhouette_train_scores, marker='o', label="Silhouette Train (KMeans)")
plt.plot(k_values, silhouette_test_scores, marker='o', label="Silhouette Test (KMeans)")
plt.plot(k_values, silhouette_train_knn_scores, marker='x', label="Silhouette Train (KMeans + KNN)")
plt.plot(k_values, silhouette_test_knn_scores, marker='x', label="Silhouette Test (KMeans + KNN)")

```

```

plt.title("Silhouette Score vs k")
plt.xlabel("Nombre de clusters (k)")
plt.ylabel("Silhouette Score")
plt.legend()
plt.grid(True)

# Davies-Bouldin
plt.subplot(3, 1, 2)
plt.plot(k_values, db_train_scores, marker='o', label="Davies-Bouldin Train (KMeans)")
plt.plot(k_values, db_test_scores, marker='o', label="Davies-Bouldin Test (KMeans)")
plt.plot(k_values, db_train_knn_scores, marker='x', label="Davies-Bouldin Train (KMeans + KNN)")
plt.plot(k_values, db_test_knn_scores, marker='x', label="Davies-Bouldin Test (KMeans + KNN)")
plt.title("Davies-Bouldin Index vs k")
plt.xlabel("Nombre de clusters (k)")
plt.ylabel("Davies-Bouldin Index")
plt.legend()
plt.grid(True)

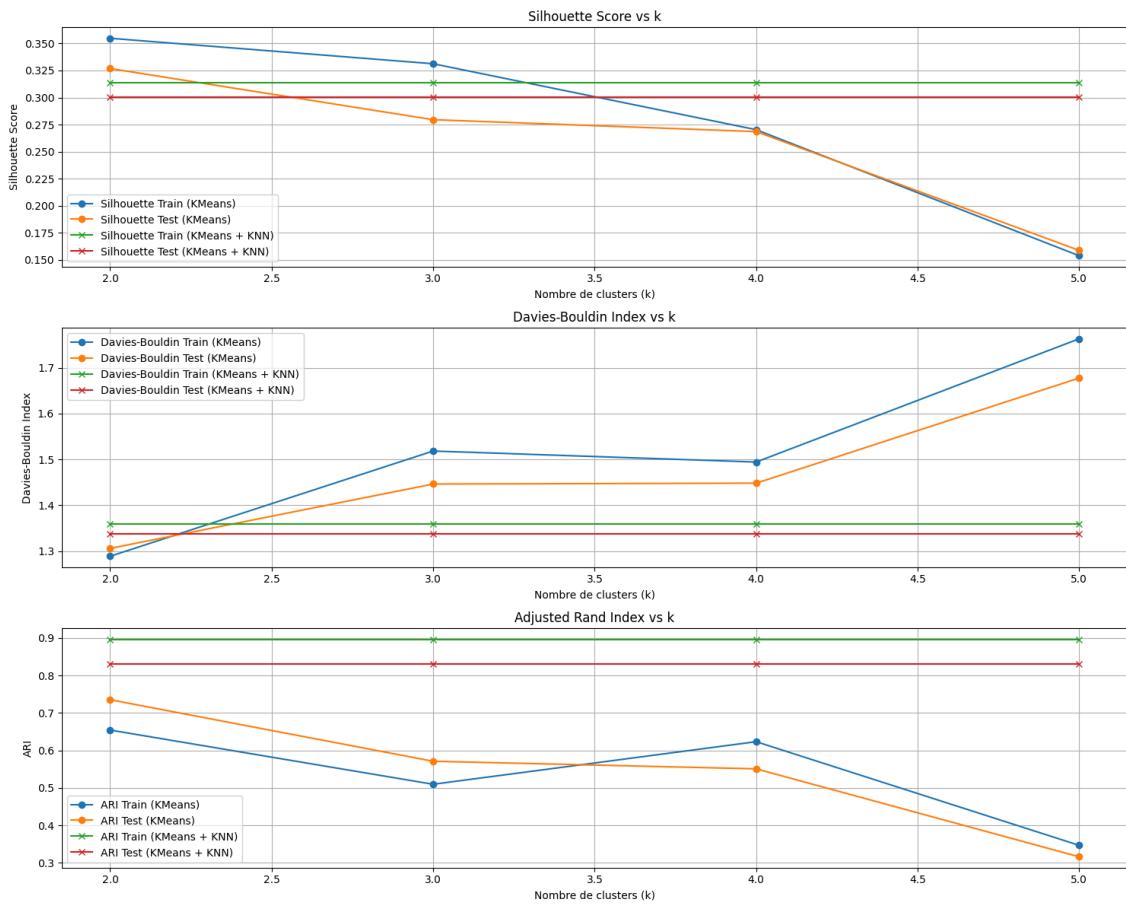
# ARI
plt.subplot(3, 1, 3)
plt.plot(k_values, ari_train_scores, marker='o', label="ARI Train (KMeans)")
plt.plot(k_values, ari_test_scores, marker='o', label="ARI Test (KMeans)")
plt.plot(k_values, ari_train_knn_scores, marker='x', label="ARI Train (KMeans + KNN)")
plt.plot(k_values, ari_test_knn_scores, marker='x', label="ARI Test (KMeans + KNN)")
plt.title("Adjusted Rand Index vs k")
plt.xlabel("Nombre de clusters (k)")
plt.ylabel("ARI")
plt.legend()
plt.grid(True)

plt.tight_layout()
plt.savefig("figures/breast_cancer_kmeans_knn_metrics.png")
plt.show()

```

## Résultats

k	Silhouette Train	Silhouette Test	Davies-Bouldin Train	Davies-Bouldin Test	ARI Train	ARI Test	Silhouette Train (KNN)	Silhouette Test (KNN)	Da Bo T (K)
2	0.355	0.327	1.289	1.306	0.654	0.735	0.314	0.300	1.3
3	0.331	0.280	1.518	1.446	0.510	0.571	0.314	0.300	1.3
4	0.270	0.269	1.494	1.448	0.623	0.551	0.314	0.300	1.3
5	0.154	0.159	1.763	1.677	0.347	0.316	0.314	0.300	1.3



## Observations

- **k=2** donne les meilleures valeurs pour **Silhouette** et **ARI**, avec une valeur d'ARI de 0.735 pour l'ensemble de test.
- L'algorithme KNN a des performances légèrement inférieures à celles du clustering K-means.

## Conclusion

- Le **k optimal** pour Breast Cancer est **k=2** en utilisant l'algorithme K-means. Les résultats de KNN ne semblent pas significativement meilleurs pour ce cas.

## 4. Dataset Mall Customers

### Code Source

```

import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.metrics import silhouette_score, davies_bouldin_score
import matplotlib.pyplot as plt
import os

# Créer le dossier 'figures' s'il n'existe pas

```

```

os.makedirs('figures', exist_ok=True)

# === 1. Chargement du dataset ===
df = pd.read_csv("../data/Mall_Customers.csv")
df_encoded = df.copy()
df_encoded['Genre'] = df_encoded['Genre'].map({'Male': 0, 'Female': 1})
X = df_encoded.drop(columns=['CustomerID'])

# === 2. Mise à l'échelle ===
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# === 3. Méthodes à tester ===
methods = {
    'Lloyd (random)': 'random',
    'KMeans++': 'k-means++'
}

datasets = {
    'Sans échelle': X.values,
    'Avec échelle': X_scaled
}

k_values = list(range(2, 6))

# === 4. Calcul des scores ===
results = {}

for dataset_name, data in datasets.items():
    results[dataset_name] = {}
    for method_name, init_method in methods.items():
        silhouette_scores = []
        db_scores = []
        inertias = []
        for k in k_values:
            kmeans = KMeans(n_clusters=k, init=init_method, n_init=10, random_state=42)
            labels = kmeans.fit_predict(data)

            inertia = kmeans.inertia_
            silhouette = silhouette_score(data, labels)
            db = davies_bouldin_score(data, labels)

            inertias.append(inertia)
            silhouette_scores.append(silhouette)
            db_scores.append(db)

        results[dataset_name][method_name] = {
            'inertia': inertias,
            'silhouette': silhouette_scores,
            'db': db_scores
        }

```

```

# === Affichage console ===
print(f"\n--- Résultats pour {dataset_name} - {method_name} ---")
for i, k in enumerate(k_values):
    print(f"k = {k} | Inertie = {inertias[i]:.2f} | Silhouette =
{silhouette_scores[i]:.3f} | DB = {db_scores[i]:.3f}")

# === 5. Tracer les résultats ===
metrics = ['inertia', 'silhouette', 'db']
titles = {
    'inertia': 'Erreur carrée (Inertie)',
    'silhouette': 'Silhouette Score',
    'db': 'Indice de Davies-Bouldin'
}

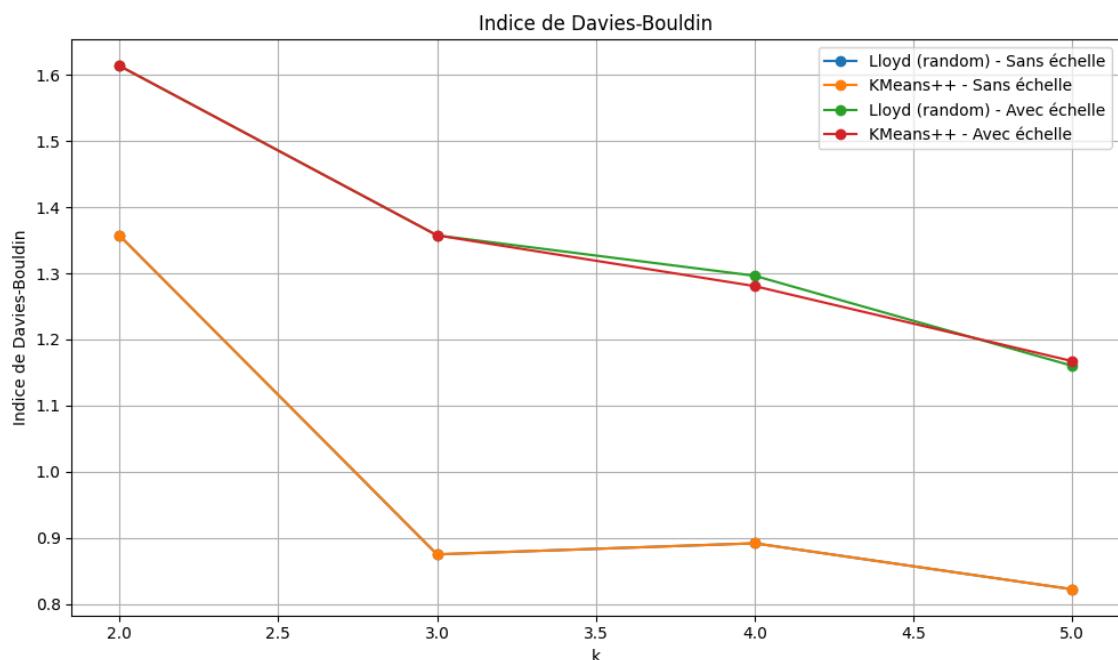
for metric in metrics:
    plt.figure(figsize=(10, 6))
    for dataset_name in datasets:
        for method_name in methods:
            scores = results[dataset_name][method_name][metric]
            label = f"{method_name} - {dataset_name}"
            plt.plot(k_values, scores, marker='o', label=label)
    plt.title(titles[metric])
    plt.xlabel("k")
    plt.ylabel(titles[metric])
    plt.grid(True)
    plt.legend()
    plt.tight_layout()
    plt.savefig(f"figures/mall_{metric}.png")
    plt.show()

```

## Résultats

### Sans échelle

- **Lloyd (random) :**
  - k=2: Inertie = 212889.44 | Silhouette = 0.293 | DB = 1.357
  - k=3: Inertie = 143391.59 | Silhouette = 0.384 | DB = 0.875
  - k=4: Inertie = 104414.68 | Silhouette = 0.405 | DB = 0.892
  - k=5: Inertie = 75399.62 | Silhouette = 0.444 | DB = 0.822
- **k-means++ :**
  - k=2: Inertie = 212889.44 | Silhouette = 0.293 | DB = 1.357
  - k=3: Inertie = 143391.59 | Silhouette = 0.384 | DB = 0.875
  - k=4: Inertie = 104414.68 | Silhouette = 0.405 | DB = 0.892
  - k=5: Inertie = 75399.62 | Silhouette = 0.444 | DB = 0.822



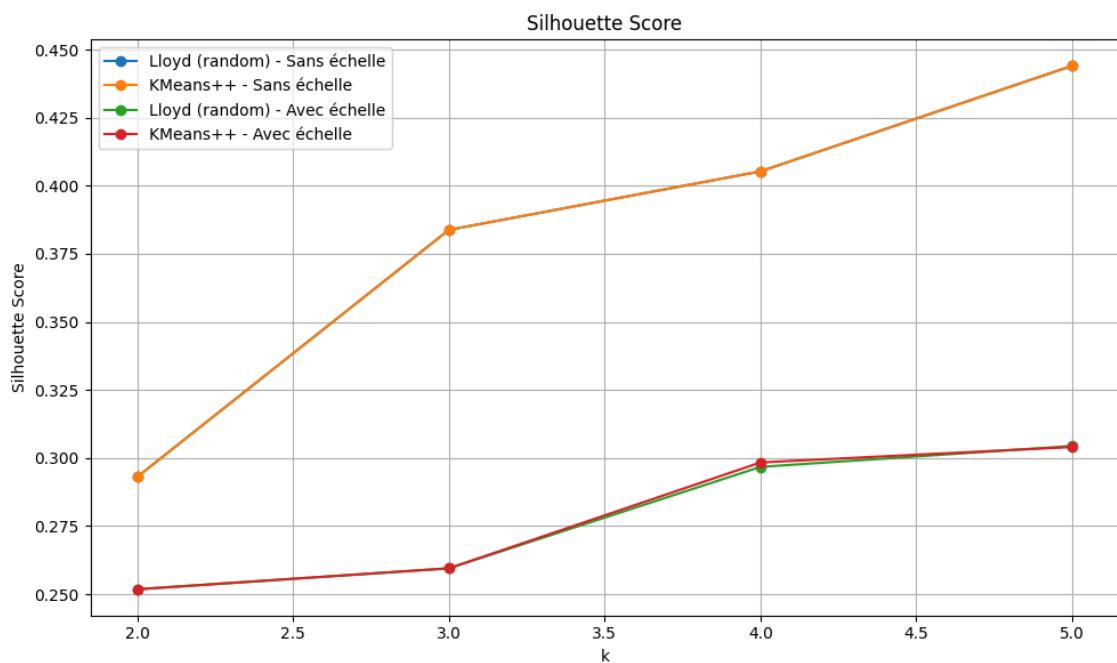
#### Avec échelle

- **Lloyd (random)** :

- k=2: Inertie = 588.80 | Silhouette = 0.252 | DB = 1.614
- k=3: Inertie = 476.79 | Silhouette = 0.260 | DB = 1.357
- k=4: Inertie = 389.92 | Silhouette = 0.297 | DB = 1.296
- k=5: Inertie = 333.26 | Silhouette = 0.304 | DB = 1.160

- **k-means++** :

- k=2: Inertie = 588.80 | Silhouette = 0.252 | DB = 1.614
- k=3: Inertie = 476.79 | Silhouette = 0.260 | DB = 1.357
- k=4: Inertie = 388.72 | Silhouette = 0.298 | DB = 1.281
- k=5: Inertie = 331.31 | Silhouette = 0.304 | DB = 1.167



## Observations

- Les performances sont meilleures pour les données **non échelonnées**.
- k=5** donne les meilleurs scores pour la silhouette et le DB dans les deux cas, mais les résultats sont presque identiques entre **Lloyd** et **k-means++**.

## Conclusion

- Le **k optimal** pour Mall Customers est **k=5**, et les données **non échelonnées** semblent plus adaptées.
- 

## Conclusion générale

- Iris** : k=3, K-means++ meilleur
- Wine** : k=3, k-means++ stable
- Breast Cancer** : k=2, K-means optimal
- Mall Customers** : k=5, données non échelonnées meilleures