

EVALUACIÓN DE LOS RESULTADOS

EXISTEN OTRAS TÉCNICAS Y MÉTRICAS PARA EVALUAR

- Para una evaluación más rigurosa es importante tirar de las métricas de evaluación para entender:
 - Cómo de “puros” están los clusters
 - Cómo de alejados está uno del otro
- También tenemos que elegir el mejor número de clusters y esto lo conseguimos con el famoso método del codo

```
model_3.inertia_
```

```
2.782169661908321e+16
```

El problema aquí es que es muy difícil interpretar este valor en distintos contextos. Este número es alto o bajo? No se sabe porque depende de las mismas variables que se utilizaron en el modelo. Por esto existen otras metricas mejor.

El Silhouette score mide la diferencia entre la distancia a otros clusters comparado con el cluster del punto. Cuando mas cerca a 1, mejor!

```
metrics.silhouette_score(user_stats[X_variables], user_stats.predictions_kmeans_3)
```

```
0.8113295738687619
```

```
metrics.silhouette_score(user_stats[X_variables], user_stats.predictions_kmeans_10)
```

```
0.547364544099621
```

Esto nos facilita mucho ya que es un valor estandar.

El calinski Harabasz score es similar y calcula el ratio de "dispersion" dentro a la dispersion fuera del cluster - donde la dispersion es la suma de distancias cuadradas.

```
metrics.calinski_harabasz_score(user_stats[X_variables], user_stats.predictions_kmeans_3)
```

```
1869.3012750406879
```

```
metrics.calinski_harabasz_score(user_stats[X_variables], user_stats.predictions_kmeans_10)
```

```
5801.401004197372
```

Realmente debe ser normalizado entre ejemplos ya que es un ratio, a diferencia del Silhouette score tiene un rango mayor.

El Davies Bouldin index es ligeramente diferente y calcula el ratio de la distancia entre clusters a la dispersion de estos clusters. Preferimos tener clusters muy alejados y poco dispersos. El score minimo es 0.

```
metrics.davies_bouldin_score(user_stats[X_variables], user_stats.predictions_kmeans_3)
```

```
0.47633098928627665
```

EVALUAMOS LOS RESULTADOS

Hacemos una evaluación más profunda

RESUMEN: EVALUANDO KMEANS

- Tenemos disponibles varias métricas para medir la calidad de los clusters que utilizan los datos de entrada y los grupos aprendidos
- Podemos aprovechar de esto para elegir el mejor número de clusters utilizando el método del codo y buscando el punto de menor cambio de la métrica