

Klasteryzacja z wykorzystaniem k-means.

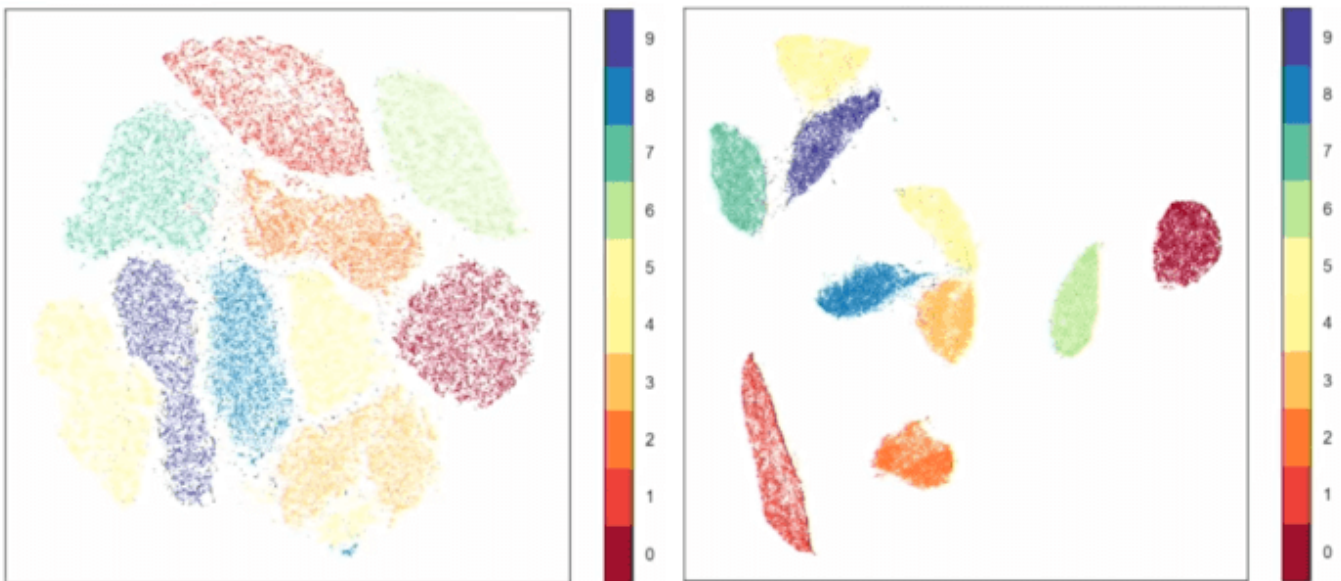
Zgrupowanie reprezentacji

Celem zadania będzie bliższe zapoznanie się z algorytmem klasteryzacji **k-means**, sposobami na ustalenie optymalnego **k**, oraz metodami oceny jakości samego grupowania.

Dane do pracy

Do wykonania ćwiczenia będą nam potrzebne dwa zbiory danych. Drugi z nich jest już (niemal) gotowy - to baza informacji o czołowych piłkarzach utworzona na bazie ich statystyk wykorzystywanych w popularnej grze FIFA 23 (użyjemy jej w dalszej części zadania). Pierwszy jednak musimy przygotować sami.

Będzie to dwuwymiarowy zbiór służący do debugowania naszej metody i wizualnej oceny uzyskiwanych rezultatów. Powinien składać się z około 10 dość oczywistych klastrów, które nie są jednak idealnie jednorodnego kształtu i rozmiaru (i z których niektóre nie są w pełni odseparowane od pozostałych). Poniżej dwa przykłady jak taki zbiór może wyglądać (dla ciekawych są to rzuty na płaszczyznę 2D cyferek z **MNIST**, wykonane metodami **tSNE** i **UMAP**). Zależy nam na tym, by istniała znana nam "właściwa" liczba klastrów **k** oraz by zbiór stanowił przynajmniej umiarkowane wyzwanie dla techniki **k-means**.



Narzędzia diagnostyczne

Potrzebujemy również (względnie) obiektywnego sposobu oceny jak solidna jest uzyskana klasteryzacja, lepszego niż tzw. technika "na oko" (liczby można porównywać, z subiektywnymi wrażeniami jest nieco trudniej). Na szczęście jest to dość standardowa potrzeba i odpowiednie narzędzia są powszechnie dostępne - przykładowo: lubiana przez nas biblioteka **scikit-learn** oferuje szerokie spektrum sposobów na ewaluację otrzymanego grupowania

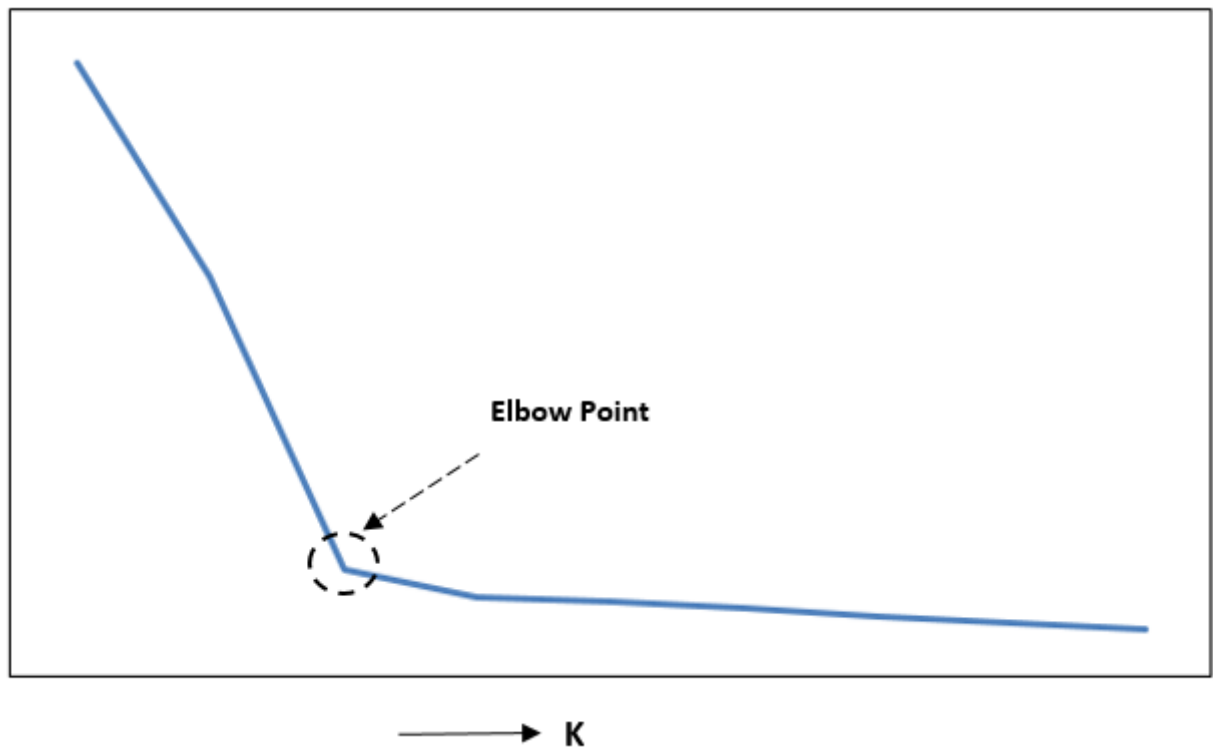
(patrz: <https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html#clustering-performance-evaluation>).

- Na początek reszty zadania wybierzmy dwie dowolne miary jakości klasteryzacji. Nadają się dowolne dwie - warto jednak przeczytać o nich choć trochę (wiedzieć czym się charakteryzują, na co są wyczulone, co ignorują, etc.).

Ustalanie właściwego poziomu rozdrobnienia

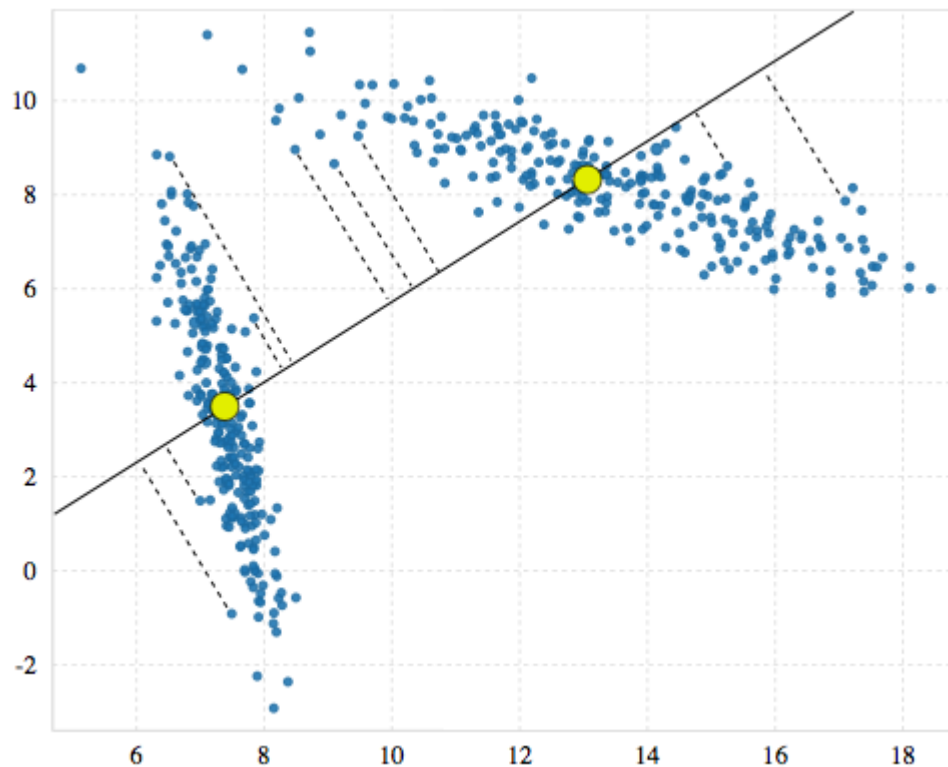
Pora zabrać się za wspomniane wcześniej dobieranie parametru **k** (czyli liczby klastrów do odnalezienia). Podejźmy do tego na dwa sposoby.

- Prostszy z nich to technika znana powszechnie jako tzw. zasada łokcia (**elbow rule**).
 - Przyjmijmy rozsądny zakres rozważanych **k** (np. od 1 do 30). Dla każdego **k** z tego zakresu:
 - kilkakrotnie wykonajmy klasteryzację metodą **k-means** (z inicjalizacją **k-means++**).
 - dla każdego uzyskanego grupowania obliczmy wybrane w poprzedniej sekcji miary jakości, wyciągnijmy z nich średnie, zanotujmy odchylenia standardowe.
 - W efekcie powinniśmy uzyskać dwa wykresy przedstawiające zależność danej metryki od parametru **k**. Dla zadania klasteryzacji typowy jest trend w którym początkowo wartość metryki bardzo szybko ulega poprawie - ale od pewnego **k** stabilizuje się i zmienia swą wartość znacznie wolniej. Tworzy to charakterystyczny kształt ugiętej ręki. Miejsce, gdzie ręka miałaby łokieć zazwyczaj wyznacza potencjalnie-optymalną wartość parametru. Dla zagubionych - obrazek.



- Sprawdźmy wartości **k** wyznaczone w ten sposób dla każdej z miar jakości.
 - Czy są takie same?
 - Czy są zgodne z oczekiwanym **k**?
 - Jak dla tych **k** wygląda podział punktów na klastry? Czy jest zgodny z tym oczekiwanym? Czy "ma sens"?

- Druga technika jest nieco trudniejsza i zakłada adaptatywne hierarchiczne dobieranie liczby klastrow.
 - Wykorzystujemy tu następujący algorytm.
 - Początkowo wszystkie punkty należą do jednego klastra.
 - Dla klastra tego wykonujemy klasteryzację **k-means** z **k=2**.
 - Uzyskamy w ten sposób dwa nowe centra klastrow. Wyznaczają one pewną prostą przecinającą całą przestrzeń obserwacji.
 - Rzutujemy wszystkie obserwacje z naszego (pierwotnego) klastra na tę prostą - teraz będą je reprezentowały pojedyncze liczby.



- Sprawdzamy, czy efekt takiego rzutowania pasuje do rozkładu normalnego (jego histogram tworzy jedną górkę o charakterystycznym "gaussowatym" kształcie).
 - Jak to zrobić? Tutorial z fragmentami kodu do skopiowania dostępny tutaj (sekcja **Statistical Normality Tests**): <https://machinelearningmastery.com/a-gentle-introduction-to-normality-test-s-in-python/>. Niezależnie od wybranego testu, będzie trzeba ustalić poziom czułości (dobrać odpowiednią wartość progową dla **p-value**).
- Wynikiem testu jest jeden z dwóch scenariuszy.
 - Tak! Punkty po rzutowaniu na prostą tworzą rozkład normalny. To znaczy, że nasz oryginalny klaster jest zupełnie w porządku i nie należy go rozdrabniać na dwa mniejsze. Zostawiamy go takim, jakim był.
 - Nie! Punkty po rzutowaniu na prostą nie pasują do rozkładu normalnego. To znaczy, że początkowy klaster wymaga rozbicia na mniejsze podgrupki.
 - Dzielimy klaster na dwa podklastry znalezione przed chwilą przez **k-means**.
 - Dla każdego z podklastrów rekurencyjnie uruchamiamy tę samą procedurę (podział na dwa mniejsze klastry, wyznaczenie prostej, rzutowanie, test na normalność, decyzja o dalszych podziałach).
- Algorytm kończymy, gdy nie są już konieczne dalsze podziały (każdy ze znalezionych klastrow zdał test na normalność).

- Alternatywnie - nie rozdrabniamy dalej klastrow, które mają mniej członków niż ustalona minimalna wartość (jeżeli grupa zawiera np. 5 elementów, to raczej nie warto jej dalej dzielić).
- Pobawmy się chwilę algorytmem, eksperymentując z różnymi progami czułości.
 - Jakie podziały znajdujemy?
 - Czy są lepsze od tych "łokciowych" (pod względem metryk, jak i "na oko")?
 - Czy metoda znalazła oczekiwaną liczbę klastrow?

Zderzenie z rzeczywistością

Przetestujmy oba podejścia ("łokciowe" i "hierarchiczno-rekurencyjne") na bardziej rzeczywistych danych. W załączniku znajduje się plik CSV zawierający informacje o charakterystykach wirtualnych piłkarzy (opartych o dane znajdujące się na tej witrynie <https://sofifa.com/player/177003>).

- Naszym celem jest poklastrowanie zawodników na grupy o podobnej charakterystyce. W tym celu wykonujemy następujące kroki.
 - Sprzątamy zbiór danych. Usuwamy z niego te kolumny, które nie pasują do problemu (albo zawierają już informacje o arbitralnym pogrupowaniu). Skupiamy się na tych cechach, które mają wartości liczbowe.
 - Oczyszczony zbiór dzielimy na grupy z użyciem obu przygotowanych wcześniej metod.
 - Na ile klastrow został podzielony?
 - Jakich zawodników zawierają te klastry (ustalamy to na podstawie położenia centrów lub nazwisk leżących w centrum klastra zawodników)?
 - Czy podział wydaje się mieć sens?