Laboratorium Rozpoznawania Obrazów – Ćwiczenie #2
Klasyfikacja optymalna Bayesa

Termin: **18.03, 25.03**

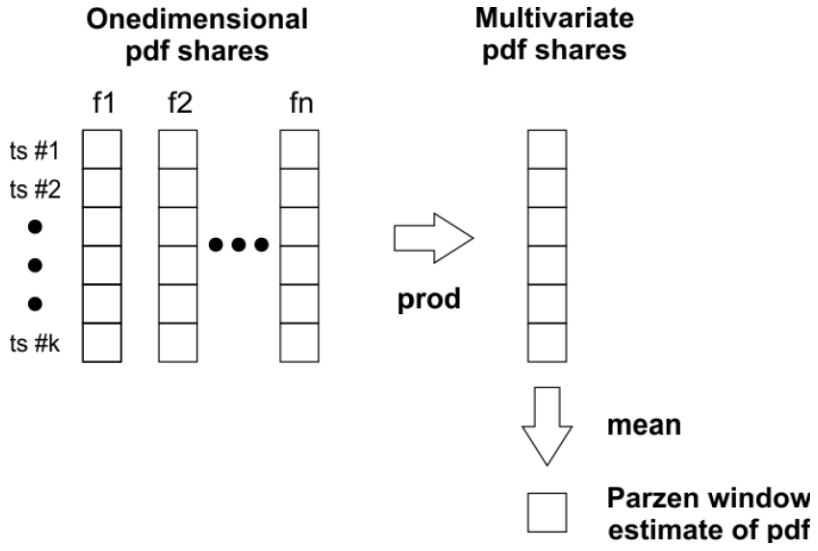
W tym ćwiczeniu Państwa zadaniem będzie przyjrzeć się klasyfikacji Bayesa przy różnych metodach liczenia funkcji gęstości prawdopodobieństwa rozkładów warunkowych dla poszczególnych klas. Do porównania są trzy metody wyznaczania tej gęstości:

1. Przy założeniu, że cechy są niezależne, a rozkłady każdej cechy są normalne (w tym przypadku gęstość prawdopodobieństwa dla więcej niż jednej cechy jest liczona jako iloczyn gęstości dla poszczególnych cech).
2. Przy założeniu, że mamy do czynienia z wielowymiarowym rozkładem normalnym dla cech używanych do klasyfikacji.
3. Przy użyciu okna Parzena do wyznaczenia aproksymacji gęstości prawdopodobieństwa na podstawie zbioru uczącego.

Dane, które będziecie Państwo klasyfikowali to obrazy maści kart, reprezentowane przez niezmienniki momentowe Hu (http://en.wikipedia.org/wiki/Image_moment). Pierwszą kolumnę danych stanowią etykiety „finalne" (4 – pik, 3 – kier, 2 – karo, 1 – trefl). Ponieważ obrazy były drukowane na różnych urządzeniach, dla potrzeb klasyfikacji będziemy używać 8 klas.

Pierwszym krokiem do wykonania jest zaimplementowanie funkcji pdf (*probability density function*) i funkcji, które liczą parametry rozkładów dla stosownych funkcji pdf. W tym celu dobrze posłużyć się danymi z pliku `pdf_test.txt` (2 klasy i tylko 20 próbek w dwóch wymiarach).

Pewnego komentarza wymaga liczenie pdf z wykorzystaniem okna Parzena. Wartość gęstości „składamy" tutaj licząc udziały próbek ze zbioru uczącego w punkcie, dla którego mamy policzyć gęstość prawdopodobieństwa. Nie ma tu drogi na skróty: dla każdej próbki x trzeba policzyć jednowymiarowe pdf dla każdej cechy (tu mamy liczba_probek_w_klasie * liczba_cech wartości), a następnie właściwie zagregować:



Całkiem rozsądnym wyborem funkcji okna $\varphi(u)$ jest rozkład normalny. Wartość konkretnej cechy punktu x podajemy jako wartość średnią, natomiast szerokość okna Parzena h_1, dostosowaną do liczby próbek w klasie: $h_n = \frac{h_1}{\sqrt{n}}$ traktujemy jako odchylenie standardowe rozkładu.

Po uruchomieniu funkcji wyznaczających parametry oraz liczące gęstość rozkładu prawdopodobieństwa można zająć się analizą danych maści kart:

1. Ponieważ dane pochodzą z dwóch różnych populacji, dla potrzeb klasyfikacji będzie używanych 8 klas – w pliku `load_cardsuits_data.m` jest już kod zmieniający odpowiednio etykiety.
2. Proszę sprawdzić dane, a szczególnie zbiór uczący. Wartości odstające w tym zbiorze mogą mieć opłakane skutki dla jakości klasyfikacji (ja znalazłem dwie wartości odstające). Informacja o tym, które próbki zostały usunięte, musi znaleźć się w sprawozdaniu.
3. Proszę wybrać dwie cechy i zbudować dla nich klasyfikator optymalny Bayesa, wyznaczając gęstość prawdopodobieństwa. zgodnie z punktami 1-3. Prawdopodobieństwa *a priori* przyjąć równe 0.125 (jeśli są równe, nie trzeba ich podawać jawnie).
   To czy traficie Państwo w cechy najlepsze, nie jest szczególnie istotne, ale warto przy wstępnej analizie danych zwrócić uwagę na „potencjał" klasyfikacyjny poszczególnych cech i wybrać dwie najbardziej obiecujące.
4. Proszę sprawdzić, jaki wpływ na klasyfikację zbioru testowego, ma dobór próbek w zbiorze uczącym (np. wzięcie 1/10, ¼, ½ i całego zbioru uczącego).
   Uwaga: stosowną część próbek ze zbioru uczącego należy wylosować niezależnie dla poszczególnych klas; ponieważ wprowadzamy element losowy, to eksperyment trzeba powtórzyć (minimum 5 razy) i podać uśrednione wyniki (prócz tego warto obejrzeć wartości minimalne, maksymalne i odchylenie standardowe)

   Tu powinniście Państwo zaimplementować funkcję `reduce`, która zostawia stosowną część poszczególnych klas. W tym punkcie redukcja dotyczy jedynie zbioru uczącego.
5. Proszę sprawdzić, jaki wpływ na klasyfikację zbioru testowego, ma dobór parametru h_1 (to oczywiście tylko w przypadku klasyfikatora z oknem Parzena).
6. Jak zmienią się wyniki klasyfikacji jeśli prawdopodobieństwo *a priori* będzie dwukrotnie większe dla maści czarnych (0.165, 0.085, 0.085, 0.165, 0.165, 0.085, 0.085, 0.165)?
   Stosowną redukcję wykonujecie tutaj **tylko** na zbiorze testowym. Uwzględnijcie też uwagę z punktu czwartego.

   Próbę wyjaśnienia wyników może wspomóc obejrzenie macierzy pomyłek klasyfikatora – macie Państwo gotową funkcję `confMx`, która tworzy taką macierz.
7. Jak mają się wyniki klasyfikatorów Bayesa, do klasyfikatora 1-NN z pierwszego ćwiczenia? (Chodzi oczywiście o to, żeby uruchomić klasyfikator 1-NN na danych kart. Przy okazji musicie Państwo rozstrzygnąć, czy dane kart należy dla tego klasyfikatora normalizować, czy nie.)
   Ponieważ mamy tu przyzwoitej wielkości zbiór uczący i zbiór testowy, należy sklasyfikować zbiór testowy funkcją `cls1nn` i obliczyć współczynnik błędu.

Uwaga:

Oczekuję sprawozdania na piśmie – zwięzłego, ale zawierającego najważniejsze informacje, w szczególności wyniki eksperymentów. Do sprawozdania trzeba dołączyć kod Octave użyty w ćwiczeniu. Sprawozdanie i skrypty Octave proszę spakować do jednego archiwum (zip, rar lub 7z) i załadować w Moodle. Tam też pojawi się informacja zwrotna i punktacja.

Zdecydowanie nie chcę dostawać danych: ani uczących, ani testowych. Za pakiet z danymi będę odejmować 1 punkt.

Parę uwag, które mam nadzieję, mogą pomóc w realizacji ćwiczenia:

1. Klasyfikator (`bayescls`) jest już zaimplementowany.
2. W klasyfikacji używamy 8 klas (taka uroda danych), ale nasz klient jest zainteresowany tylko etykietami maści. Prócz jakości klasyfikacji dla 8 klas, proszę podać jakość po powrocie do czterech etykiet „klienta”. W których punktach z listy powyżej warto to zrobić?
3. Zbiór **testowy** powinien być zgodny z założonym prawdopodobieństwami *a priori*. Dla równych, liczba próbek wszystkich klas w zbiorze testowym powinna być równa (tak jest). Kiedy prawdopodobieństwa *a priori* klas są różne, trzeba zapewnić, żeby w zbiorze testowym było dwa razy więcej znaków czarnych (pików i trefli) niż czerwonych (kar i kierów).
4. Sporo pożytecznych informacji jest w plikach skryptów stanowiących część tego pakietu.
5. Gdyby ktoś z Państwa miał trochę więcej czasu, to może sprawdzić, co stałoby się, gdybyśmy uwierzyli klientowi, że są tylko cztery klasy maści kart (wyrzucając z `load_cardsuits_data` zmianę oryginalnych etykiet).

Lista dostarczonych plików:

bayescls.m	- klasyfikator Bayesa; funkcja licząca pdf i struktura z jej parametrami są przekazywane jako argumenty
cls1nn.m	- stary, dobry klasyfikator 1NN
epart_l2.pdf	- ta instrukcja
load_cardsuits_data.m	- ładowanie cech maści kart ze zmianą etykiet (1-4 -> 1-8)
mainscript.m	- główny notatnik eksperymentów ☺
mvnpdf.m	- wielowymiarowy rozkład normalny (na wypadek braku pakietu statistics)
normpdf.m	- jednowymiarowy rozkład normalny (na wypadek braku pakietu statistics)
para_indep.m	- wyznacza parametry dla funkcji pdf_indep
para_multi.m	- wyznacza parametry dla funkcji pdf_multi
para_parzen.m	- wyznacza parametry dla funkcji para_parzen
pdf_indep.m	- wyznacza wartość pdf przy założeniu, że cechy są niezależne
pdf_multi.m	- wyznacza wartość pdf wielowymiarowego rozkładu normalnego
pdf_parzen.m	- wyznacza wartość pdf z aproksymacją oknem Parzena
pdf_test.txt	- mały zbiór danych do weryfikacji funkcji pdf_*
plot2features.m	- wyświetla wykres rozrzutu dwóch cech
reduce.m	- redukuje liczbę próbek w zbiorze zgodnie ze współczynnikami redukcji dla klas
test.txt	- zbiór testowy
train.txt	- zbiór uczący

Pliki drukowane na czerwono wymagają Państwa specjalnej troski ☺