

M1.204 INTEL·LIGÈNCIA ARTIFICIAL AVANÇADA PRÀCTICA – 2011_2

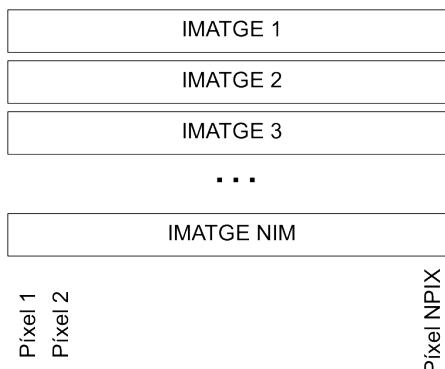
- Per a dubtes i aclariments sobre l'enunciat, adreceu-vos al consultor responsable de la vostra aula.
- Cal lliurar la solució en un fitxer PDF fent servir la plantilla lliurada conjuntament amb aquest enunciat. Adjunteu el fitxer a un missatge a l'apartat de **Lliurament i Registre d'AC (RAC)**.
- El nom dels fitxers han de ser *CognomsNom_IAA_PRACTICA* amb l'extensió *.pdf* (PDF) per a descriure els resultats de la pràctica i les diferents valoracions, i també s'han d'adjuntar els fitxers *.py* amb el codi font que resol les funcionalitats demanades.
- Podeu entregar la Pràctica comprimida en un fitxer ZIP.
- La data límit de lliurament és el: **28 de maig** (a les 24 hores).
- **Raoneu la resposta en tots els exercicis. Les respostes sense justificació no rebran puntuació.**

Enunciat:

Caracterització, reconeixement i classificació de cares (eigenfaces).

L'objectiu d'aquesta pràctica és aplicar de forma conjunta dos des temes principals del curs: L'extracció d'atributs i classificació automàtica a partir d'aquests atributs. En primer lloc, farem servir PCA per extraure uns atributs de baixa dimensionalitat d'una seqüència d'imatges de cares. Com s'explica al codi 3.7, PCA realitza una descomposició en valors singulars (SVD) d'una matriu A de tamany $NIM \times NPIX$ on NIM és el nombre de imatges de la seqüència i $NPIX$ el nombre de píxels de cada

imatge. Per construir la matriu de dades, les imatges es disposen en forma de vector fila de tamany NPIX i s'agrupen en NIM files, el que dona lloc a una matriu A amb la forma següent:

$$A = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,NPIX} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,NPIX} \\ a_{3,1} & a_{3,2} & \dots & a_{3,NPIX} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{NIM,1} & a_{NIM,2} & \dots & a_{NIM,NPIX} \end{pmatrix}$$


El resultat de l'anàlisi PCA són un conjunt de NIM vectors propis V que representen les eigenfaces representatives de la variabilitat de la seqüència d'imatges. Si ens quedem només amb els $M < NIM$ vectors propis amb major valor propi, tindrem M eigenfaces VM que ens serviran per descriure el conjunt de dades de forma simplificada. En concret, VM són les M primeres columnes de la matriu de vectors propis V obtingut a la descomposició SVD (i.e, les M primeres eigenfaces. Atenció: Per defecte la instrucció SVD de Python dona V transposat, V.T). Una vegada obtingudes aquestes M eigenfaces, podem projectar-hi la matriu de dades A per trobar una representació M-dimensional de cadascuna de les imatges de la seqüència. Per obtenir la projecció M-dimensional, heu de calcular $A * VM$ (el que anomenem matriu de resultats R a la pàgina 48 dels apunts), el que us donarà una matriu de tamany $NIM \times M$ (i.e, una dada M-dimensional per cadascuna de les NIM imatges).

Per exemple, per $M=1$, tindrem una única eigenface i la representació consistirà en una dada (característica) per imatge. Per $M=2$ (eigenfaces primera i segona), les NIM imatges es podran representar per NIM punts en l'espai 2D dels components principals. Dit això, es demana realitzar les quatre tasques següents:

Tasca 1: Aplicar PCA al conjunt de $NIM = 40$ imatges de cares incloses al fitxer 'cares_practica.zip' fent servir una descomposició SVD de la matriu de dades A. Projecteu les NIM imatges als espais PCA de dimensió $M=1$, $M=2$ i $M=3$. Representeu gràficament la distribució de les característiques per cadascun dels tres casos. Analitzeu de forma qualitativa la distribució de punts a l'espai PCA en cadascuna de les dimensions. Comenteu si existeixen possibles agrupacions dels punts que representin diferents característiques de les imatges. Per identificar punts amb cares, us pot resultar útil fer una gràfica en la que cada punt porti una etiqueta el nom del fitxer de la cara a la que correspon (instrucció 'annotate' de la llibreria matplotlib).

Tasca 2: Apliqueu un classificador de k veïns (kNN, codi 4.2) als NIM atributs PCA 2D per separar-los en dos grups. Proveu diferents configuracions de l'algorisme kNN: atorgant diferents pesos als atributs, amb distàncies amb normes L1 i L2, etc. Descriviu i comenteu els resultats obtinguts amb cada mètode, i escolliu raonadament un d'ells tenint en compte la classificació i la seva complexitat. Pel mètode seleccionat, calculeu

el centroide de cadascun dels grups, tot representant i comentant els resultats obtinguts en cada cas.

Tasca 3: Representeu gràficament les tres eigenfaces amb major valor propi, tot indicant el valor propi corresponent i el percentatge de contribució a la reconstrucció total del conjunt d'imatges original ($\% \text{ reconstrucció} = 100 \cdot \text{valor propi} / \text{suma de tots els valors propis}$). Quin és el % total de reconstrucció en cas que fem servir totes tres eigenfaces?. I només les dues primeres?. La segona part de la pràctica consisteix en fer un mètode de reconeixement de cares aplicant una tècnica de classificació als atributs PCA obtinguts prèviament.

Tasca 4: Sistema automàtic de reconeixement de cares: La classificació kNN que heu fet a la tasca 2 es pot interpretar com un procés d'aprenentatge dels dos grups de cares. Ara l'objectiu és assignar noves cares als grups definits. Preneu les quatre noves imatges de cares del fitxer 'cares_noves_practica.zip' i projecteu-les a l'espai d'atributs PCA 2D ($M=2$). Calculeu la distància de cadascuna de les noves imatges als centroides dels clústers que heu trobat a la primera tasca, i associeu les noves imatges al clúster més proper. Comenteu i representeu els resultats obtinguts i valoreu possibles millores d'aquest sistema de reconeixement de cares.