



Departament de Física Aplicada i Òptica
Programa de Micro i Optoelectrònica Física
Bienni 1994-96

DISSENY D'UN PROTOCOL NUMÈRIC PER A LA
CLASSIFICACIÓ INVARIANT D'IMATGES APLICANT
TÈCNIQUES MULTIVARIANTS

Memòria presentada per optar al títol de doctor en Ciències Físiques

Directors:
Dr. Arturo Carnicer González
Dr. Ignacio Juvells Prades

Jordi-Roger Riba Ruíz
Barcelona, maig de 2000

1. Introducció i objectius

L'objectiu general d'aquest treball consisteix a desenvolupar un protocol de classificació supervisada d'imatges segmentades basat en l'extracció de característiques i la utilització de mètodes multivariants de classificació, optimitzant el temps de càlcul. En la literatura, el procés de classificació també s'anomena *de reconeixement de patrons (Pattern Recognition)*.

La idea és desenvolupar un protocol de reconeixement que tingui un caràcter multidisciplinari i que, encara que hagi estat pensat per a imatges bidimensionals digitalitzades (amb nivells de grisos o binàries), sigui aplicable a altres camps de la ciència, com per exemple: la visió artificial (reconeixement d'objectes físics de dues o tres dimensions), el reconeixement de la veu, la química (determinació de la naturalesa d'un producte), la psicologia (classificació de la personalitat d'un individu), l'economia (predicció de l'evolució dels mercats), la meteorologia (predicció del temps), etc.

Aquest treball suposa l'obertura d'una nova branca dintre de la línia de recerca de reconeixement d'imatges del Laboratori d'Òptica. Per aquest fet, una de les tasques més importants que s'han de realitzar és l'estudi dels algorismes específics de cada etapa del procés de reconeixement d'imatges existents en la bibliografia i la seva implementació. Es proposa fer una anàlisi comparativa d'aquests algorismes, així com la seva adaptació i

millora amb vista a les aplicacions que es volen realitzar. També s'ha fixat l'objectiu de desenvolupar algorismes nous.

Per poder seguir els raonaments desenvolupats a continuació, primer s'ha d'establir una nomenclatura amb les definicions següents:

Objecte: element individual sotmès a estudi. En aquest treball és qualsevol imatge digitalitzada.

Classe: conjunt d'objectes amb característiques comunes. Per exemple, un conjunt de signatures fetes per la mateixa persona.

Objectes de calibratge: conjunt d'objectes la classe dels quals és coneguda i que serveixen per establir o calibrar el model matemàtic de classificació.

Objectes de test: conjunt d'objectes la classe dels quals no és coneguda. L'algorisme de classificació els ha de classificar correctament.

Model matemàtic de classificació: algorisme que serveix per classificar els objectes de test. En molts casos queda reduït a una matriu, el valor dels elements de la qual s'ajusten durant l'etapa de calibratge.

L'objectiu fonamental de tot procés de classificació supervisat és classificar correctament tots els objectes del conjunt d'objectes de test –es desconeix la classe a la qual pertanyen– en alguna de les classes prèviament definides. Per tant, estem davant d'un procés de classificació supervisat, ja que es disposa d'un conjunt d'objectes de calibratge –la classe dels quals és ben coneguda– que defineixen les propietats de cada una de les classes. Perquè les classes quedin ben definides, és necessari que els objectes de calibratge estiguin ben triats i aportin informació sobre la dispersió interna dels objectes d'aquestes classes.

Per cada objecte de test, l'algorisme de classificació genera tantes sortides com classes té definides el problema. Aquestes sortides també s'anomenen *grau de pertinença* de l'objecte a la classe en qüestió. És freqüent normalitzar-les en l'interval $[0,1]$. Una sortida o grau de pertinença 0 indica que l'objecte considerat no pertany amb tota seguretat a la classe en qüestió, mentre que una sortida 1 indica que hi pertany amb tota seguretat. El conjunt de sortides que genera l'algorisme de classificació per un mateix objecte d'entrada es pot interpretar com un vector $y = (y_1, y_2, \dots, y_c)$ amb $y_i \in [0,1]$, on c és el nombre de classes del problema. Per exemple, es suposa un problema de classificació hipotètic on hi ha definides quatre classes. Si un objecte de test pertany a la segona classe, el vector ideal de graus de pertinença d'aquest objecte ve donat per: $y = (0, 1, 0, 0)$.

Per efectuar aquest procés de classificació cal extreure la major quantitat d'informació possible de cada objecte. En el problema tractat, proporciona aquesta informació el nivell de gris de cada punt o *píxel* de la imatge. És més eficient, però, concentrar tota la informació en un nombre m reduït de característiques (generalment $m < 100$) que treballar directament amb els nivells de gris de cada píxel de la imatge (en una imatge de 256×256 píxels hi ha 65.536 píxels).

La figura 1.1. mostra com s'obté el vector de característiques de cada objecte aïllat:

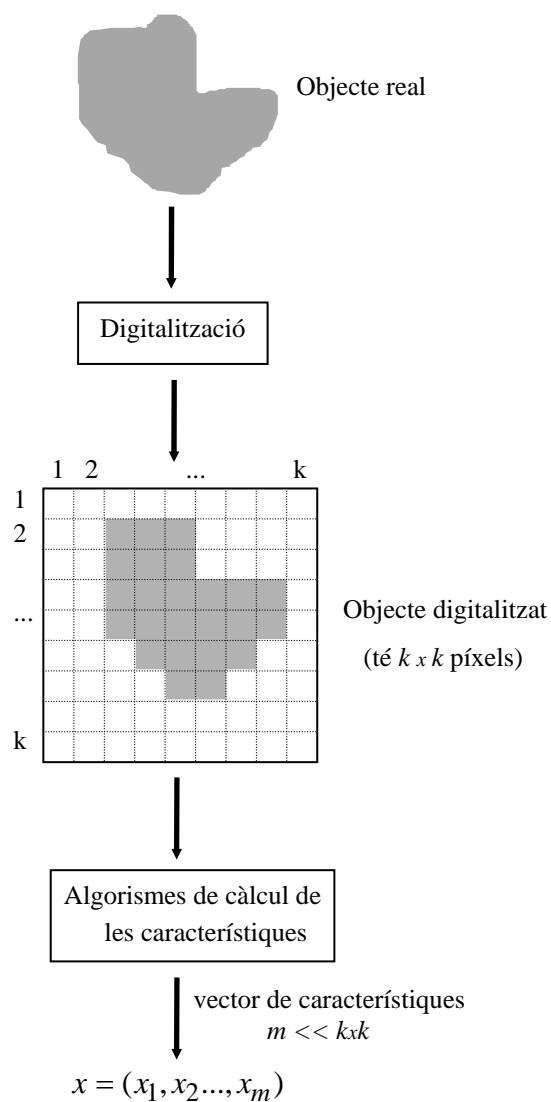


Figura 1.1.

El fet de calcular un nombre reduït de característiques comporta una gran simplificació del problema i fa que les etapes posteriors siguin més econòmiques en termes de temps de

càlcul i de memòria utilitzada. A més, si s'escullen característiques invariants a translacions, canvis d'escala i girs de l'objecte dintre de la imatge, el reconeixement serà invariant a aquestes transformacions geomètriques no deformatives, cosa que seria molt més complicada (per no dir quasi impossible) treballant directament amb els píxels de la imatge.

Aquestes característiques no poden ser qualssevol; han de definir l'objecte de la millor manera possible, han de ser discriminants (per a objectes de classes diferents han de proporcionar valors com més allunyats millor), per això també s'anomenen *característiques discriminants*. Per a cada objecte, es poden agrupar les característiques, formant el vector de característiques: $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$. La selecció d'aquestes característiques és un punt clau de tot procés de classificació, segurament el més delicat. Si estan mal escollides, aportaran un nivell d'informació deficient i encara que es disposi d'algorismes de classificació molt eficients, com que a aquests els arribarà una informació parcial o bé distorsionada, serà molt difícil dur a terme un procés de classificació amb garanties d'èxit. A més, és desitjable que els algorismes de càlcul de les característiques siguin el més ràpids i simples possible, per tal de reduir al màxim el cost computacional.

Com s'ha explicat abans, l'eficiència de tot el procés de classificació depèn en gran mesura de com siguin les característiques discriminants. Si el conjunt de característiques no aporta prou informació o si aquesta és redundant i/o conté un grau elevat de soroll, serà molt difícil poder establir un algorisme adequat de classificació, ja que les diferents classes d'objectes apareixeran molt confuses en l'espai definit per les característiques. La figura 1.2. mostra els resultats d'un hipotètic problema de classificació de tres classes d'objectes, on es veu la diferència entre utilitzar dues característiques adequades o dues de poc adequades (en aquest últim cas, les característiques aporten confusió al problema).

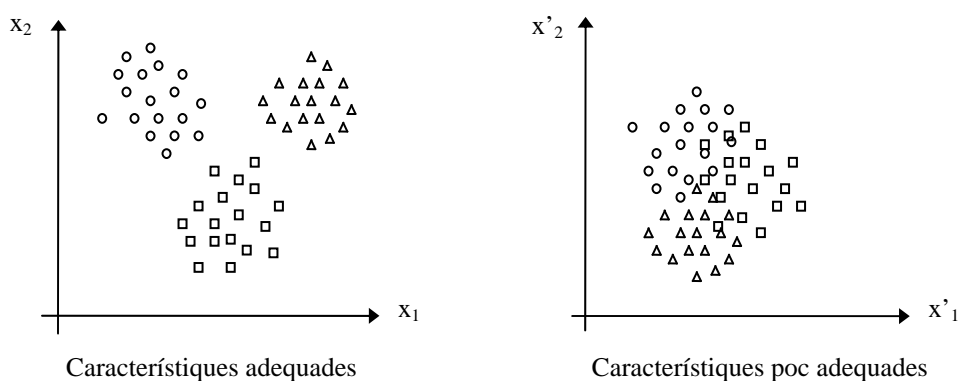


Figura 1.2.

Moltes vegades, a causa d'una banda, que les característiques discriminants no són independents entre si i, per tant, aporten informació redundant, i de l'altra, que part de la seva informació conté soroll i, per tant, aporta confusió al problema, és convenient transformar adequadament el conjunt d' m característiques discriminants en un conjunt m^* (amb $m^* < m$) més reduït de variables independents que permeti afrontar el problema amb més garanties d'èxit i amb un estalvi important de temps de càlcul en les etapes posteriors. Aquest procés s'anomena *reducció de dimensions*. Per tant, a partir d'ara, quan es parli de variables es farà referència al resultat de les transformacions matemàtiques efectuat sobre les característiques discriminants. En el cas ideal, els algorismes de reducció de dimensions transformaran les característiques discriminants en variables independents, les quals ja no contindran la informació redundant i el soroll que aporten les característiques.

Una vegada calculades les variables, ja es poden aplicar els algorismes de classificació. En aquest treball només s'estudien els algorismes de classificació supervisats, és a dir, els que requereixen un conjunt d'objectes de calibratge que serveixen per calibrar el model matemàtic de classificació. En la major part dels casos, aquest model pot ser interpretat com una matriu $A_{(m^*,c)}$ que fa una transformació entre l'espai de les entrades i l'espai de les sortides, entenent per entrades les m^* variables independents calculades per cada objecte i per sortides, els graus de pertinença dels objectes a cada una de les c classes.

Abans de poder classificar els objectes de test, s'ha de calibrar el model de classificació, és a dir, determinar els coeficients de la matriu $A_{(m^*,c)}$. Per calibrar el model matemàtic de classificació és molt important conèixer quin és el nombre mínim d'objectes de calibratge necessaris. Aquest és un dels problemes que s'estudien en aquest treball. Una vegada calibrat el model matemàtic, ja es poden classificar els objectes del conjunt de test. La figura 1.3. mostra esquemàticament com opera el model de classificació sobre el vector de variables d'un objecte de test:

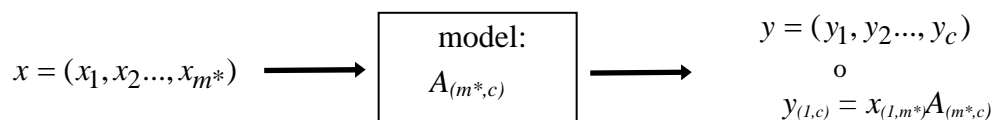


Figura 1.3.

En aquest treball s'han considerat dos conjunts de tècniques útils per classificar els objectes de test. El primer d'aquests conjunts, el componen els mètodes de predicció, mentre que el segon d'aquests conjunts, el constitueixen els mètodes de classificació.

Els mètodes de predicció, en la majoria dels casos, es poden interpretar com a models de regressió multivariable i proporcionen sortides amb un valor real continu, el valor de les quals generalment es normalitza dins l'interval $[0,1]$ quan s'utilitzen com a classificadors. Aquests mètodes, a part de poder ser utilitzats com a classificadors, tenen altres aplicacions, per exemple en el camp de la regressió lineal, polinòmica, etc.

Els mètodes de classificació normalment s'han concebut exclusivament per classificar i, en molts casos, les seves sortides només proporcionen dos valors discrets possibles: 0 o 1.

Una vegada establerts els algorismes utilitzats com a classificadors, ja es pot procedir a comparar-los, analitzant-ne el comportament en classificar imatges digitalitzades.

1.1. Nomenclatura bàsica

A continuació es detalla la nomenclatura bàsica per entendre els conceptes introductoris.

Conjunt de calibratge

El conjunt de calibratge és la col·lecció d'objectes la classe dels quals és coneguda i que són necessaris per calibrar el model matemàtic de classificació. Sempre que es pugui, és millor agafar el mateix nombre d'objectes de calibratge per classe, per motius purament estadístics i també d'eficiència dels mètodes matemàtics.

Nombre d'objectes de la classe i -èsima	n_i
Nombre de classes	c
Nombre total d'objectes de calibratge	$n = c \cdot n_i$
Nombre de característiques per objecte	m
Característiques de l'objecte i -èsim	$x_i = (x_{i1}, \dots, x_{im})$
Grau de pertinença de l'objecte i -èsim a la classe j -èsima	$y_i = (y_{i1}, \dots, y_{ic})$ $y_{ij} = 1$ si l'objecte i és de la classe j $y_{ij} = 0$ si l'objecte i no és de la classe j
Matriu de característiques dels n objectes de calibratge	$X_{(n,m)}$
Matriu de sortides dels n objectes de calibratge	$Y_{(n,c)}$

Taula 1.1.

Conjunt de test

El conjunt de test és la col·lecció d'objectes que s'han de classificar i la classe dels quals és desconeguda. El model matemàtic de classificació proporciona una predicció de la classe a la qual pertany cada objecte d'aquest conjunt.

Nombre d'objectes de la classe i -èssima	n_i'
Nombre de classes	c
Nombre total d'objectes de test	$n' = c \cdot n_i'$
Nombre de característiques per objecte	m
Característiques de l'objecte i -èssim	$x'_i = (x'_{i1}, \dots, x'_{im})$
Grau de pertinença de l'objecte i -èssim a la classe j -èssima	$y'_i = (y'_{i1}, \dots, y'_{ic})$ $y'_{ij} \in [0.5, 1]$ si l'objecte i -èssim pertany a la classe j -èssima $y'_{ij} \in [0, 0.5]$ si l'objecte i -èssim no pertany a la classe j -èssima
Matriu de característiques dels n' objectes de test	$X'_{(n',m)}$
Matriu de sortides dels n' objectes de test	$Y'_{(n',c)}$

Taula 1.2.

1.2. Protocols de calibratge i de classificació

A continuació es descriuen els protocols proposats en aquest treball, de calibratge del model matemàtic de classificació i de classificació dels objectes de test.

Protocol de calibratge

La finalitat de tot procés de classificació consisteix a dissenyar una sèrie d'algorismes, enllaçats entre si, que generin un model matemàtic de classificació com més òptim millor. La fase de construcció d'aquest model s'anomena *calibratge del model* (en alguns casos també s'utilitza el terme *entrenament*). Aquest procés, el considerarem supervisat i en moltes ocasions pot ser iteratiu (en aquest cas, les iteracions s'aturaran en assolir-se un

mínim de la funció que calcula l'error de classificació dels objectes de calibratge). Per calibrar el model s'utilitza el conjunt d'objectes de calibratge.

La figura següent mostra esquemàticament el protocol de calibratge del model matemàtic de classificació proposat en aquest treball, aplicat al cas de les imatges digitalitzades:

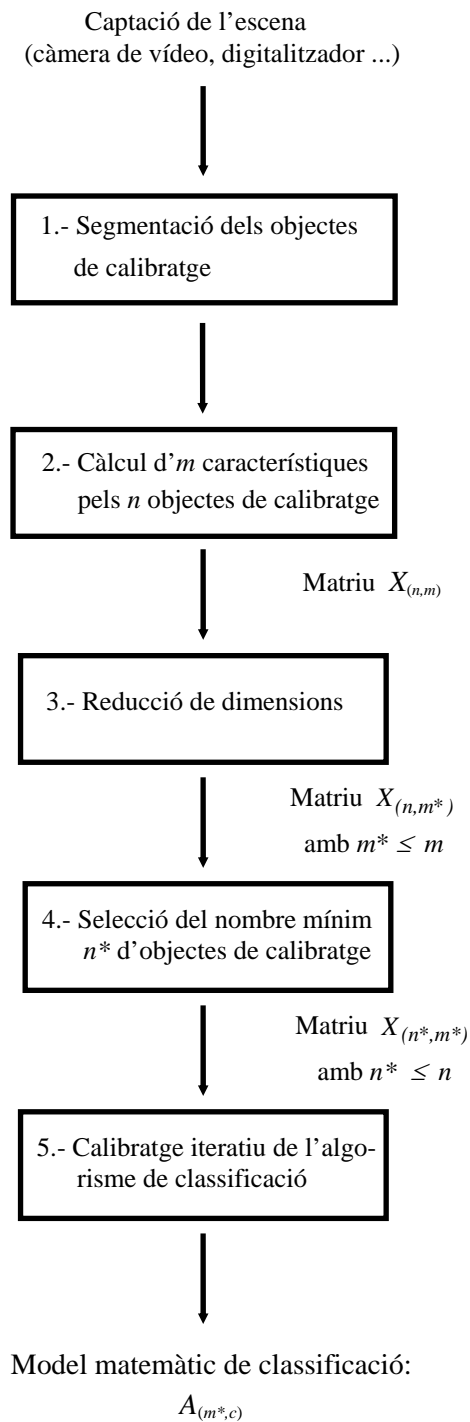


Figura 1.4.

A continuació s'expliquen els passos que descriu la figura anterior:

- 1.- Havent digitalitzat prèviament els objectes reals de calibratge mitjançant un digitalitzador o una càmera de vídeo, aquests s'han d'identificar dintre de l'escena (s'han de separar del fons). Aquest procés s'anomena *segmentació* dels objectes. Quan l'escena només contingui els objectes en qüestió i un fons uniforme, aquest pas serà trivial. Aquest és el cas dels problemes de classificació d'imatges reals que s'han dut a terme en aquest treball.
- 2.- Càlcul de les m característiques de cada un dels n objectes de calibratge. Es genera una matriu de característiques $X_{(n,m)}$, amb n files i m columnes.
- 3.- Reducció de les dimensions del problema. Mitjançant una transformació adequada es passa d'un espai de m característiques a un espai de m^* variables. Es genera la matriu $X_{(n,m^*)}$, amb $m^* \leq m$.
- 4.- Selecció del nombre mínim d'objectes de calibratge. Si es disposa de pocs objectes de calibratge, tindrem poca informació de les classes, i si en tenim massa, hi ha el perill que el model aprengui detalls concrets d'alguns objectes i, a més, es pot disparar el cost computacional. Per tant, cal seleccionar adequadament el nombre mínim n^* d'objectes de calibratge. En aquesta fase es genera una matriu $X_{(n^*,m^*)}$, amb $n^* \leq n$.
- 5.- Als objectes de calibratge, se'ls aplica l'algorisme de classificació. Iterativament, el valor dels paràmetres interns d'aquest algorisme es va ajustant fins a assolir un mínim de l'error de classificació dels objectes de calibratge. Quan s'arriba a aquest punt, el model de classificació ja està calibrat.

Una vegada efectuats els passos anteriors, en molts casos es pot interpretar el model matemàtic com una matriu $A_{(m^*,c)}$ que realitza una transformació entre l'espai de les variables i l'espai dels graus de pertinença:

$$Y_{(n,c)} = X_{(n,m^*)} \cdot A_{(m^*,c)} \quad (1.1)$$

Protocol de classificació dels objectes de test

Havent efectuat la fase de calibratge, ja es pot procedir a classificar els objectes de test, la classe dels quals és desconeguda. Aquesta és la finalitat del model matemàtic i la prova definitiva que determinarà el seu comportament.

La figura següent mostra esquemàticament el protocol de classificació d'objectes de test proposat en aquest treball, aplicat al cas d'imatges digitalitzades:

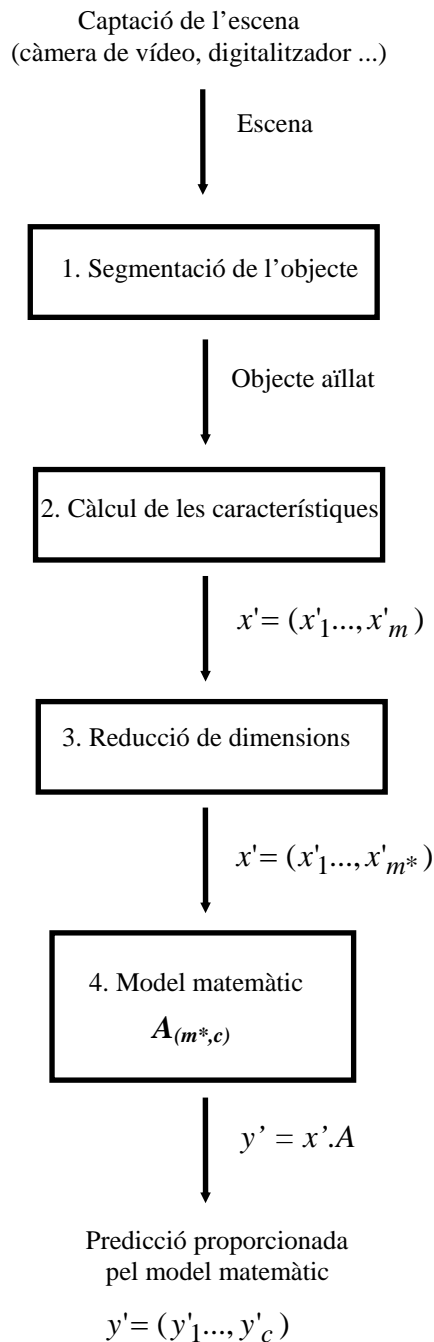


Figura 1.5.

A continuació es descriuen tots els passos necessaris per classificar una imatge real en una de les classes definides en el problema:

- 1.- Havent digitalitzat prèviament l'objecte de test mitjançant un digitalitzador o una càmera de vídeo, aquest s'ha de segmentar de l'escena (s'ha de separar del fons). Com

s'ha explicat anteriorment, en els problemes de classificació d'imatges reals que s'han dut a terme en aquest treball, aquest pas és trivial perquè el fons utilitzat és uniforme.

- 2.- Es calculen a l'objecte de test les m característiques discriminants.
- 3.- Reducció de les dimensions del problema. En aquest pas, l'objecte de test queda descrit per m^* variables.
- 4.- S'aplica a l'objecte de test l'algorisme de classificació, calibrat prèviament en la fase de calibratge. La resposta de l'algorisme de classificació a l'objecte de test és el vector de graus de pertinença de c components $y = (y_1, y_2, \dots, y_c)$.

1.3. Objectius del treball

Per poder assolir l'objectiu general d'aquest treball, que és estructurar els protocols de calibratge i de classificació suggerits anteriorment, s'han proposat els objectius particulars següents:

1. Un estudi i una anàlisi comparativa dels algorismes de càlcul de característiques discriminants existents en la bibliografia, així com la seva adaptació i millora amb vista a les aplicacions que es volen dur a terme. També s'han fixat els objectius d'implementar-los (creació de programari) i de desenvolupar característiques noves.
2. Realitzar un estudi i una anàlisi comparativa dels algorismes de reducció de dimensions existents en la bibliografia, així com la seva adaptació amb vista a les aplicacions que es volen dur a terme i la seva implementació.
3. Realitzar un estudi i una anàlisi comparativa dels mètodes de determinació del mínim nombre d'objectes de calibratge existents a la bibliografia, així com la seva adaptació i millora de cara a les aplicacions que es volen realitzar. També s'ha fixat l'objectiu de programar-los i, a ser possible, de crear-ne de nous.
4. Realitzar un estudi i una anàlisi comparativa dels mètodes matemàtics aptes per ser utilitzats com a classificadors, existents en la bibliografia, així com la seva adaptació a les aplicacions que es volen dur a terme. També s'han fixat els objectius de programar-los i de desenvolupar-ne de nous.
5. Dur a terme casos pràctics de reconeixement de formes basats en imatges reals digitalitzades.
6. Aconseguir que el procés sencer de classificació es pugui dur a terme en el mínim temps possible i, si pot ser, en temps real utilitzant un ordinador personal.

1.4. Estructuració del treball

El treball s'ha estructurat seguint el mateix ordre que s'ha de tenir en compte en el protocol de classificació proposat. Cada fase d'aquest procés de classificació correspon a un capítol diferent. La figura següent mostra esquemàticament els passos que cal seguir (cada capítol comença amb la figura 1.6. i s'hi marca en negreta l'etapa que es descriu en el capítol), on cada pas serà un capítol del treball:

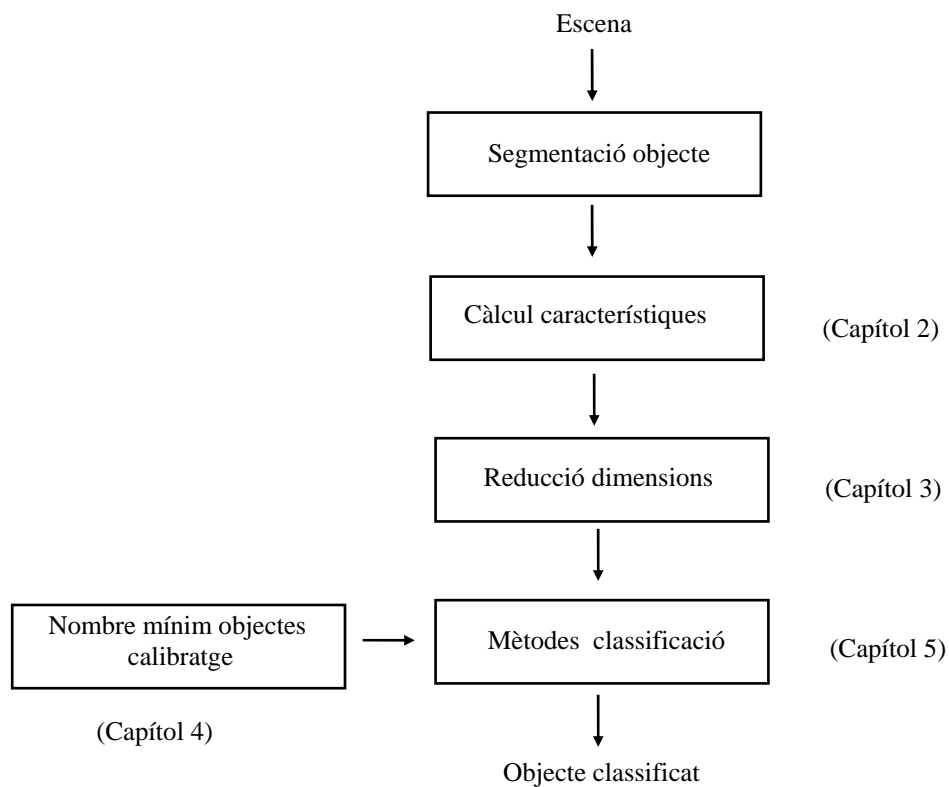


Figura 1.6.

El treball queda estructural tal com s'explica a continuació:

- Capítol 1. Introducció i objectius. En aquest capítol es planteja el problema que es vol resoldre i s'expliquen els objectius fixats.
- Capítol 2. Característiques discriminants. En aquest capítol es defineixen les característiques pensades per imatges digitalitzades de dues dimensions i se'n detallen els algorismes de càlcul.

- Capítol 3. Mètodes de reducció de dimensions. En aquest capítol s'expliquen els mètodes matemàtics que serveixen per transformar les característiques en un nombre més reduït de variables i se'n detallen els algorismes de càlcul.
- Capítol 4. Nombre mínim d'objectes de calibratge. En aquest capítol es defineixen els algorismes per determinar el nombre mínim d'objectes de calibratge necessari en un procés de classificació supervisat i se'n detallen els algorismes de càlcul.
- Capítol 5. Mètodes de classificació. En aquest capítol es defineixen els algorismes aptes per ser utilitzats com a classificadors i es tracta tant la part de calibratge del model matemàtic com la part de classificació d'objectes de test. A més, se'n detallen els algorismes.
- Capítol 6. Resultats experimentals. Segells. En aquest capítol es porta a terme un procés de classificació de segells, que són un cas d'imatges bidimensionals amb nivells de gris.
- Capítol 7. Resultats experimentals. Signatures. En aquest capítol es realitza una classificació de signatures, que són un cas d'imatges binàries de dues dimensions.
- Capítol 8. Temps de càlcul. En aquest capítol es realitza una anàlisi comparativa dels temps de càlcul dels algorismes utilitzats en tot el procés de classificació.
- Capítol 9. Conclusions. En aquest capítol s'analitzen les conclusions a què s'ha arribat una vegada realitzat el treball.
- Bibliografia
- Annex. Nomenclatura estadística. En l'annex es detalla la nomenclatura utilitzada, així com les eines estadístiques fetes servir en aquest treball.

