

Tecniche per il riconoscimento morfologico di una galassia

Carlo Cabras

25 agosto 2018

Sommario

Il riconoscimento morfologico di una galassia è uno degli elementi fondamentali per comprendere come le galassie si formino e si evolvano.

Ho testato diverse tecniche per cercare di determinare in automatico la forma di una galassia, distinguendo tra ellittica, irregolare ed a spirale. Per fare ciò, ho estratto feature dalle immagini sia tramite BoVW che tramite CNN, usando tecniche supervisionate come kNN e SVM, dove il risultato migliore riguarda l'utilizzo di un dataset contenente immagini aumentate e la classificazione delle tre categorie con un'accuratezza pari a 0,9796.

Nella sez. 1 introduco la classificazione morfologica delle galassie, nella sez. 2 discuto brevemente dei risultati presenti in letteratura, nella sez. 3 descrivo il dataset usato, nelle sez. 4 e 5 espongo le tecniche utilizzate per l'estrazione delle feature ed i classificatori usati, nella sez. 6 parlo del lavoro svolto ed infine nella sez. 7 sono presenti le conclusioni.

1 Introduzione

Le galassie sono tra gli oggetti più importanti dell'intero universo. Alcune di esse contengono semplicemente stelle e altre contengono sia stelle che gas neutro o ionizzato, polvere, raggi cosmici e campi magnetici. Le galassie possono raggrupparsi formando dei *cluster* ed il centro galattico è caratterizzato da un'intensa luminosità[2].

Per comprendere al meglio una galassia, è importante poterla classificare in base alla sua forma, in quanto ci può dare informazioni sui processi interni ed esterni che hanno portato alla sua modellazione[3]. Si possono classificare in quattro macrogruppi:

- ellittiche: si presentano come un gruppo concentrato di stelle a forma di ellisse, dove la densità di stelle diminuisce man mano che ci si allontana dal centro (Fig. 1a);
- a spirale: la loro caratteristica è la presenza di bracci che partono dal centro e si estendono verso l'esterno, a forma di spirale (Fig. 1b);
- a spirale barrata¹: come le precedenti, ma il centro galattico è caratterizzato da una "barra" (Fig. 1c);
- irregolari: senza forma precisa (Fig. 1d).

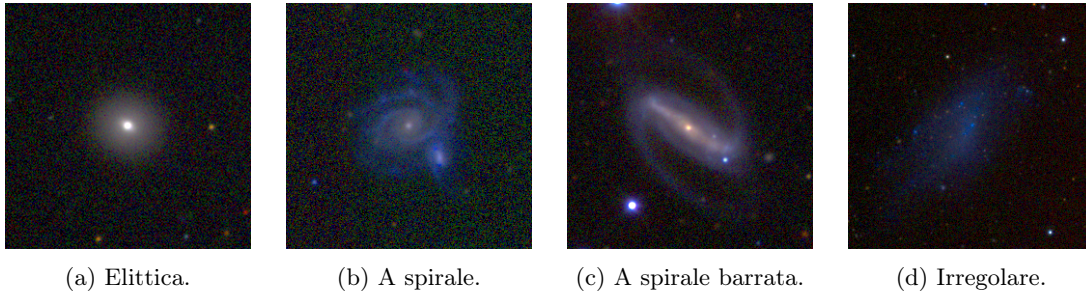


Figura 1: Tipi di galassie.

È importante notare che le informazioni sulla forma dipendono dalla distanza, dalla luminosità e dalla grandezza della galassia e non sempre si hanno immagini che permettono di distinguere la forma oppure può apparire puntiforme, come nel caso dei quasar.

¹Si ritiene che la nostra galassia sia così.

2 Altri lavori

Le prime parti del lavoro riguardavano la ricerca dei lavori presenti in letteratura e di un dataset. Espongo qua i diversi lavori che ho trovato.

Schutter e Shamir [5] analizzano una serie di similarità tra i tipi morfologici ed automaticamente deducono una sequenza morfologica di galassie. L'analisi è basata su tecniche di computer vision che calcolano le similarità visuali tra i diversi tipi morfologici.

Shamir [6] utilizza Nearest Neighbour su insieme di feature estratte dalle immagini, cercando di distinguere tra ellittica, a spirale e "vista di taglio", con un'accuratezza del $\sim 90\%$ rispetto a quanto rilevato dall'autore.

Sanchez et. al. [7] tramite una CNN, catalogano un database di 670'000 galassie, fornendo il più grande catalogo esistente e raggiungendo un'accuratezza ($> 90\%$).

Dieleman et. al. [8] con un'accuratezza quasi perfetta ($> 99\%$) riescono a distinguere una grande collezione di immagini tramite il deep learning.

Elfattah et. al. [9] Utilizzano momenti statistici invarianti a rotazione e posizione della galassia rispetto all'immagine, dimostrandosi delle buone proprietà e risultando in un'accuratezza di circa 90%.

El Aziz et. al. [10] con questo metodo riescono a trovare l'immagine più simile a quella in esame, confrontando poi la similarità tra le feature delle due immagini, ottenendo risultati migliori rispetto ad altre tecniche da loro confrontate.

Dhami et. al. [11] propongono una pipeline di estrazione feature e classificazione, mostrando buoni risultati.

3 Dataset

Il dataset usato è EFIGI (Extraction de Formes Idealisées de Galaxies en Imagerie)[4], composto da 4458 immagini di galassie dalla risoluzione di 255x255. Contiene immagini scattate in diverse lunghezze d'onda, che vanno dall'infrarosso all'ottico all'ultravioletto; ho usato le immagini scattate nell'ottico, quindi 255x255 RGB. Di ogni immagine sono disponibili tante informazioni, tra cui la classificazione morfologica: è stato così possibile allenare gli algoritmi con questo dataset.

Inizialmente il dataset è stato diviso in 4 categorie, ovvero: 741 Barred Spiral, 422 Elliptic, 348 Irregular e 2947 Spiral. Successivamente è stato diviso in 3, cioè: 1104 Elliptic, 338 Irregular e 3014 Spiral.

4 Tecniche

4.1 Bag of Visual Words

Questa tecnica è una rivisitazione della "Bag of Words" dove un testo è rappresentato come una collezione non ordinata di parole e viene categorizzato in base a quelle che contiene. Ci sono tre elementi: un vocabolario, un istogramma normalizzato che rappresenta i documenti ed un classificatore.

Nella Bag of Visual Words un'immagine viene trattata come un documento e le feature estratte da essa sono considerate come *parole visuali*, così l'immagine viene rappresentata come una collezione di esse. I passi prevedono il rilevamento delle feature ed il calcolo dei descrittori, la creazione di un vocabolario visuale e la rappresentazione dell'immagine.

Una volta costruito il vocabolario visuale (la tecnica più utilizzata è quella del clustering attraverso l'algoritmo kmeans) si costruisce l'istogramma (che rappresenterà l'immagine) dove per ogni feature si trova la parola visuale più vicina e si contano il numero di occorrenze, dopodiché si normalizza.

4.2 Convolutional Neural Networks

Una rete neurale è un sistema di calcolo concepito per simulare il cervello umano, cioè un'organizzazione con nodi (neuroni) che funzionano come unità di calcolo collegate fra loro tramite collegamenti pesati che indicano quanto è forte la connessione. La rete apprende variando l'intensità dei pesi. L'unità base è il *perceptrone* che calcola la somma pesata del vettore di input e come

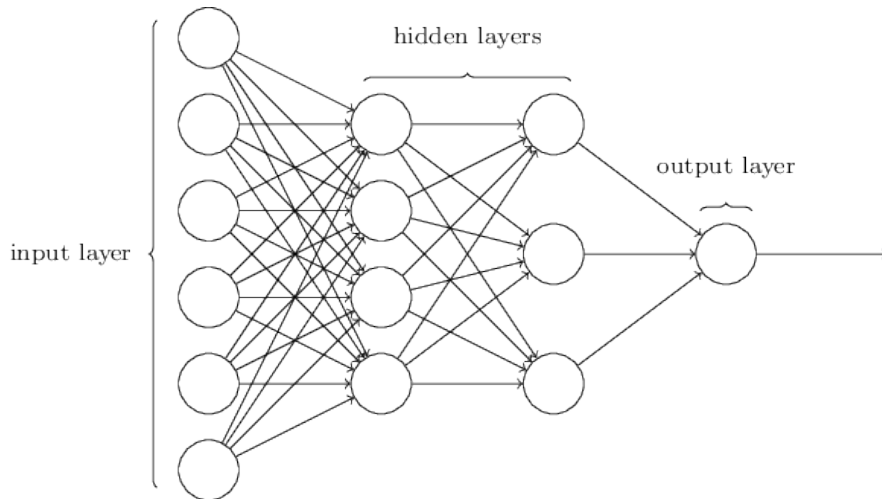


Figura 2: Rete neurale multistrato.

output dà una risposta binaria. Esistono poi le *reti neurali multistrato* che sono una generalizzazione del perceptrone: esse sono formate da più livelli (fig. 2) permettono di avere una frontiera decisionale non lineare oltre a permettere una modellazione gerarchica dei livelli e l'estrazione di feature più complesse e ad alto livello.

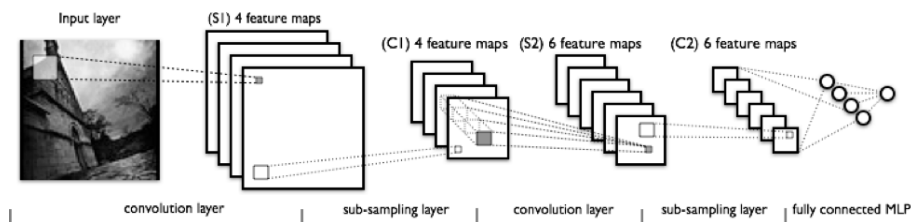


Figura 3: Rete neurale convoluzionale.

Le reti neurali convoluzionali (fig. 3) sono un tipo di reti neurali specializzate nell'analizzare dati sotto forma di griglia, come ad esempio un'immagine 2D. Il termine "convoluzionale" deriva dal fatto che in qualche livello della rete è presente l'operazione di convoluzione anziché una semplice moltiplicazione matriciale. In una rete neurale normale, si collegherebbe ogni singolo pixel ad ogni singolo neurone, senza tener conto del fatto che la prossimità dei pixel è fortemente collegata alla loro similarità, perciò quello che si fa in una rete neurale convoluzionale è eliminare le connessioni tra pixel che sono poco significative (ad esempio connessioni tra pixel lontani tra loro), perciò ogni neurone è collegato ad una regione dell'immagine anziché al singolo pixel, rendendo il carico meno pesante[12]. Con l'avanzare dei livelli si applica la convoluzione e si fa un campionamento. Un modo per interpretare il passaggio da un livello all'altro

Sono utilizzate sia nel riconoscimento di immagini che in altri campi come ad esempio il processing del linguaggio naturale.

5 Classificatori

5.1 kNN

Classificatore basato sulle istanze, non induce un modello ma memorizza l'intero training set ed effettua una classificazione per analogia. Quando bisogna classificare una nuova istanza, cerca un esempio il più possibile simile, tramite il concetto di *distanza*: si prendono i k esempi più vicini ed al nuovo record è assegnata la classe prevalente.

5.2 SVM

L'idea di base che sta dietro il Support Vector Machine è quella di trovare un iperpiano che meglio separi le due classi di un problema binario. Per classificare un'istanza, si valuta la sua posizione

rispetto alla frontiera decisionale. Se la frontiera non è lineare, si utilizza un kernel che simuli una trasformazione in uno spazio tale che le due classi possano essere linearmente separabili. Questo problema che di natura è binario, è facilmente estensibile al caso multiclasse scomponendolo in sottoproblemi binari del tipo one-versus-rest o one-versus-one.

6 Svolgimento

6.1 handsonbow

La prima tecnica che ho testato, è stata "handsonbow", che utilizza l'approccio Bag of Visual Words ed una serie di classificatori Nearest Neighbours e Support Vector Machine.

I primi test sono stati effettuati sulle immagini originali cercando di distinguere tra quattro categorie: ellittiche, irregolari, a spirale ed a spirale barrata. Ho lanciato il programma dopo alcune modifiche per poter leggere i file .png e dopo aver separato le immagini per categoria in diverse sottocartelle. Estruendo feature DSIFT i risultati sono stati un'accuratezza del 43% per quanto riguarda il classificatore NN e 56,5% per il SVM.

Il prossimo passo è stato quello di filtrare le immagini ed ho provato diversi filtri, nella tabella 1 è mostrata l'accuratezza in base ai diversi filtri e classificatori usati, usando 30 immagini per il training set e 50 per il test set.

| | nessun filtro | median 3x3 | median 4x4 | minimum 3x3 |
|-------------------------|---------------|------------|------------|-------------|
| NN L2 | 0,43 | 0,495 | 0,485 | 0,42 |
| SVM linear | 0,565 | 0,585 | 0,56 | 0,52 |
| SVM intersection kernel | / | / | / | 0,555 |
| SVM chi2 kernel | / | / | / | 0,58 |

Tabella 1: Accuratezza in base ai diversi filtri e classificatori usati. Le feature estratte sono le DSIFT e sono state usate 30 immagini per il training e 50 per il test, come da default.

Il filtro che dava risultati migliori è il media 3x3, quindi d'ora in avanti tutti i test saranno condotti su immagini filtrate con quel filtro. Nella tabella 2 sono mostrati i risultati relativi a diversi classificatori testati su un diverso numero di immagini, estraendo le feature DSIFT.

| | 100 training 50 test | 80% training 20% test |
|-------------------------|-------------------------|--------------------------|
| NN L2 | 0,545 | 0,494 |
| NN chi2 | 0,565 | 0,512 |
| SVM linear | 0,59 | 0,4851 |
| SVM linear LLC | 0,62 | 0,493 |
| SVM linear kernel | 0,59 | 0,4851 |
| SVM intersection kernel | 0,585 | 0,5352 |
| SVM chi2 kernel | 0,61 | 0,5384 |

Tabella 2: Accuratezza in base al numero di immagini usate ed ai diversi classificatori. Le feature estratte sono le DSIFT.

Ho poi testato le feature SIFT e MSDFSIFT mostrate in tabella 3, queste ultime ho avuto difficoltà a portare a termine l'operazione per l'elevata memoria utilizzata, tanto da saturare la RAM e rendere impossibile l'estrazione delle feature per tutte le immagini.

Visti i bassi risultati l'idea era quella di aumentare artificialmente il dataset, però dati i problemi di memoria e la relativa complessità del codice, sono passato all'utilizzo delle CNN.

| | SIFT 30 training 50 test | MSDSIFT 30 training 50 test | SIFT 80% training 20% set | MSDISFT 20% training 5% test |
|-------------------------|--------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------|------------------------------------|
| NN L2 | 0,29 | 0,51 | 0,5084 | 0,6396 |
| NN chi2 | 0,305 | 0,54 | 0,4972 | 0,6126 |
| SVM linear | / | 0,585 | / | 0,7117 |
| SVM linear LLC | / | 0,585 | / | 0,6081 |
| SVM linear kernel | 0,315 | 0,59 | / | 0,7117 |
| SVM intersection kernel | 0,43 | 0,62 | / | 0,6847 |
| SVM chi2 kernel | 0,435 | 0,645 | / | 0,7117 |

Tabella 3: Accuratezza riguardante le feature SIFT e MSDSIFT, nelle prime due colonne le immagini sono state scelte casualmente. Le immagini sono le filtrate con median 3x3.

6.2 CNNs

Il prossimo passo è stato quello di testare le feature estratte tramite CNN, in particolare quelle estratte tramite AlexNet, usando il codice e la rete già allenata presente in MATLAB. Ho usato il codice presente nel tutorial². Inizialmente però non mi ero accorto che la rete presente fosse già allenata a distinguere tra categorie di immagini, pertanto provai ad allenarne una io ma ottenendo scarsi risultati. Quindi una volta avviata correttamente la rete AlexNet ho ottenuto i primi risultati, usando 348 immagini scelte casualmente tra le categorie e 30% per il training set, SVM lineare come classificatore. I risultati sono riportati in tabella 4.

| | | attuale | | | |
|----------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 0.4016 | 0 | 0.0820 | 0.5164 |
| | Elliptic | 0.0123 | 0.2623 | 0.0246 | 0.7008 |
| | Irregular | 0.1434 | 0.0041 | 0.7500 | 0.1025 |
| | Spiral | 0.3361 | 0.0123 | 0.0820 | 0.5697 |

accuratezza = 0,4959

Tabella 4: Primi risultati con la CNN, sono state usate 348 immagini per categoria filtrate con median 3x3 di cui il 30% per il training set.

Si nota subito come non riesca a distinguere correttamente tra spirale e spirale barrata e molte ellittiche sono classificate come a spirale.

Dato che le immagini sono scelte casualmente, ho lanciato una seconda volta l'algoritmo, i risultati sono mostrati in tab. 5.

| | | attuale | | | |
|----------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 0.7500 | 0.0410 | 0.1721 | 0.0369 |
| | Elliptic | 0.0451 | 0.9262 | 0.0246 | 0.0041 |
| | Irregular | 0.1352 | 0.0246 | 0.8197 | 0.0205 |
| | Spiral | 0.5410 | 0.2172 | 0.1475 | 0.0943 |

accuratezza = 0,6475

Tabella 5: Seconda esecuzione della CNN, si notano risultati diversi rispetto alla prima (mostrata in tab 4), mostrando una forte dipendenza dalle immagini scelte.

Si hanno dei risultati migliori per quanto riguarda la classificazione delle spirali barrate, ellittiche ed irregolari. Molto male quelle a spirale dove solo il 9% sono classificate correttamente e più della metà sono classificate come spirali barrate.

L'ho poi lanciato usando tutte le immagini del dataset, risultando così in un dataset sbilanciato (741 Barred Spiral, 422 Elliptic, 348 Irregular, 2947 Spiral). Il dataset è ancora diviso usando il 30% per il training set. Ho eseguito due volte l'algoritmo ma i risultati erano molto simili, pertanto in tab. 6 sono mostrati soltanto quelli della prima esecuzione.

² <https://it.mathworks.com/help/vision/examples/image-category-classification-using-deep-learning.html>

| | | | | | |
|----------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 0.0366 | 0 | 0.0193 | 0.9441 |
| | Elliptic | 0 | 0.0305 | 0.0237 | 0.9458 |
| | Irregular | 0 | 0 | 0.4098 | 0.5902 |
| | Spiral | 0.0199 | 0.0024 | 0.0233 | 0.9544 |

accuratezza = 0,3578

Tabella 6: CNN usando tutte le immagini del dataset, risultando così sbilanciato, di cui il 30% per il training set.

Lanciandolo invece usando l'80% delle immagini come training set, si hanno risultati leggermente migliori e mostrati in tab. 7.

| | | | | | |
|----------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 0.0405 | 0.0270 | 0.1216 | 0.8108 |
| | Elliptic | 0 | 0.8452 | 0 | 0.1548 |
| | Irregular | 0 | 0.0143 | 0.7143 | 0.2714 |
| | Spiral | 0.0085 | 0.0951 | 0.0611 | 0.8353 |

accuratezza = 0,6088

Tabella 7: CNN usando 80% delle immagini per il training set.

Ho poi provato ad aumentare artificialmente il dataset, creando una copia di ogni immagine e ruotandola casualmente. I risultati (mostrati in tab. 8) sono stati pessimi, dove la dominanza della categoria spiral si nota ancora di più, visto lo sbilanciamento del dataset.

| | | | | | |
|----------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 0.0034 | 0 | 0.0135 | 0.9831 |
| | Elliptic | 0 | 0 | 0.0059 | 0.9941 |
| | Irregular | 0.0072 | 0 | 0.2374 | 0.7554 |
| | Spiral | 0 | 0 | 0.0085 | 0.9915 |

accuratezza = 0,3081

Tabella 8: CNN usando un dataset aumentato artificialmente, creando una copia di ogni immagine (quindi ottenendo il doppio delle immagini per categoria) ed usando 80% per il training set.

Al fine di diminuire la variabilità dei risultati, ho iniziato ad adottare l'approccio leave-one-out cross-validation ed ho provato il classificatore kNN sia con distanza euclidea che con distanza chi2, applicato al dataset contenenti immagini aumentate.

Per la scrittura del codice kNN con approccio leave-one-out ho calcolato una matrice delle distanze tra le immagini, in modo che in posizione (i,j) avessi la distanza tra l'immagine di test i e l'immagine di training j. Ho poi ordinato queste distanze e preso gli indici delle k immagini più vicine: ciò è possibile perché gli indici sono gli stessi usati nella struttura `imds` di tipo `ImageDatastore`. Quindi di questi k ho estratto la classe prevalente e creato la matrice di confidenza. Nelle tabelle che seguono sono riportati i risultati ottenuti tramite kNN leave-one-out cross-validation.

Nella tab. 9 mostro i risultati ottenuti usando la distanza euclidea tra le feature estratte tramite la CNN AlexNet e $k = 30$.

Nelle tabelle 10, 11, 12 mostro i risultati usando la distanza chi2 con $k=30, 10, 5$. Con k alti si nota la dominanza della classe spiral, dovuta allo sbilanciamento del dataset. Al decrescere di k si hanno predizioni più varie ma accuratezza più bassa; con k alti si predicono soltanto classi spiral.

Al fine di eliminare lo sbilanciamento del dataset, ho provveduto a scegliere le 696 immagini più vicine al centroide e ad effettuare i test leave-one-out cross-validation con quelle immagini. Prima di testare le immagini kmeans, ho effettuato il test su 696 immagini casuali, in modo da porre in evidenza le differenze. Nelle tabelle 13 e 14 sono riportati i risultati di kNN e SVM nel caso di 696 immagini random mentre nelle tabelle 15 e 16 i risultati di kNN e SVM nel caso di 696 immagini kmeans.

Si nota subito come nel caso delle immagini kmeans i risultati siano migliori.

| | | | | | |
|----------------------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 24 | 0 | 0 | 13 |
| | Elliptic | 15 | 416 | 6 | 294 |
| | Irregular | 23 | 5 | 234 | 70 |
| | Spiral | 1420 | 423 | 456 | 5517 |
| accuratezza = 0,6944 | | | | | |

Tabella 9: risultati ottenuti tramite kNN leave-one-out cross-validation usando la distanza euclidea e $k = 30$, il migliore tra 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 100, 200. Feature estratte tramite AlexNet.

| | | | | | |
|----------------------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Elliptic | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Irregular | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Spiral | 1482 | 844 | 696 | 5894 |
| accuratezza = 0,6611 | | | | | |

Tabella 10: kNN con $k=30$ e distanza chi2 applicato alle feature delle immagini appartenenti al dataset aumentato.

| | | | | | |
|----------------------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 61 | 24 | 28 | 203 |
| | Elliptic | 6 | 1 | 6 | 29 |
| | Irregular | 13 | 7 | 2 | 35 |
| | Spiral | 1402 | 812 | 660 | 5627 |
| accuratezza = 0,6383 | | | | | |

Tabella 11: kNN con $k=10$ e distanza chi2 applicato alle feature delle immagini appartenenti al dataset aumentato.

| | | | | | |
|----------------------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 167 | 87 | 99 | 651 |
| | Elliptic | 52 | 17 | 30 | 219 |
| | Irregular | 65 | 35 | 15 | 197 |
| | Spiral | 1198 | 705 | 552 | 4827 |
| accuratezza = 0,5637 | | | | | |

Tabella 12: kNN con $k=5$ e distanza chi2 applicato alle feature delle immagini appartenenti al dataset aumentato.

| | | | | | |
|----------------------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 377 | 12 | 67 | 238 |
| | Elliptic | 93 | 666 | 42 | 181 |
| | Irregular | 92 | 12 | 533 | 97 |
| | Spiral | 134 | 6 | 54 | 180 |
| accuratezza = 0,6307 | | | | | |

Tabella 13: kNN con $k=10$ (il migliore tra 5:5:50) e distanza euclidea effettuato sulle feature estratte da AlexNet e sulle 696 immagini random.

| | | | | | |
|----------------------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 369 | 46 | 94 | 228 |
| | Elliptic | 30 | 552 | 14 | 109 |
| | Irregular | 98 | 19 | 489 | 102 |
| | Spiral | 199 | 79 | 99 | 257 |
| accuratezza = 0,5988 | | | | | |

Tabella 14: Linear SVM effettuato sulle feature estratte dalla CNN e sulle 696 random.

| | | | | | |
|----------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 303 | 4 | 68 | 66 |
| | Elliptic | 29 | 642 | 53 | 52 |
| | Irregular | 48 | 1 | 511 | 3 |
| | Spiral | 316 | 49 | 64 | 575 |

accuratezza = 0,7295

Tabella 15: kNN con k=20 (il migliore tra 5:5:50) e distanza euclidea effettuato sulle feature estratte dalla CNN e sulle 696 immagini più vicine al centroide trovato tramite kmeans.

| | | | | | |
|----------|---------------|---------------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | | |
| predetta | | Barred Spiral | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Barred Spiral | 370 | 22 | 52 | 218 |
| | Elliptic | 26 | 606 | 15 | 69 |
| | Irregular | 88 | 6 | 587 | 29 |
| | Spiral | 212 | 62 | 42 | 380 |

accuratezza = 0,6979

Tabella 16: Linear SVM effettuato sulle feature estratte dalla CNN e sulle 696 immagini più vicine al centroide trovato tramite kmeans.

6.3 Divisione del dataset in tre categorie

Dato che i risultati non sono stati particolarmente soddisfacenti e le categorie Spiral e Barred Spiral continuano ad essere confuse, sono passato al riconoscimento di sole tre categorie: Elliptic, Irregular e Spiral, quest'ultima ottenuta dall'unione delle precedenti Barred Spiral e Spiral. Le immagini usate per il testing sono state ulteriormente processate prendendo soltanto la porzione centrale di esse, quella più significativa. Pertanto ora il dataset è composto da immagini filtrate con median 3x3 e presa soltanto la parte centrale di dimensioni 129x129 rispetto alle originali 255x255.

Nella ricerca – non andata a buon fine – di un nuovo dataset che avesse più immagini e che fosse bilanciato, mi sono accorto di un errore commesso durante la separazione delle immagini per categoria. Questo errore riguarda il tipo S0, un tipo intermedio tra ellittica ed a spirale, come mostrato in fig. 4.

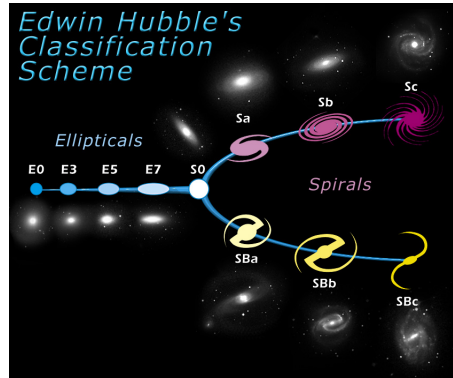


Figura 4: Classificazione delle galassie secondo Hubble.

Inizialmente le classificavo come Spirale, sarebbe invece più corretto classificarle come Ellittiche. Ho così fatto i soliti test, cioè leave-one-out cross-validation sulle feature estratte tramite AlexNet e con i classificatori kNN (dove mostrerò il k migliore scelto tra 5:5:50) e linear SVM. È stato usato l'intero dataset. I risultati sono mostrati nelle tabelle 17 e 18, dove si può notare come i risultati migliorino.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Ellitptic | 651 | 2 | 328 |
| | Irregular | 1 | 113 | 37 |
| | Spiral | 150 | 223 | 2951 |

accuratezza = 0,8337

Tabella 17: kNN su intero dataset, k=25, feature estratte tramite CNN da immagini filtrate con median 3x3 e presa la parte centrale 129x129.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Ellitptic | 584 | 4 | 200 |
| | Irregular | 14 | 170 | 100 |
| | Spiral | 204 | 164 | 3016 |

accuratezza = 0,8461

Tabella 18: SVM su intero dataset, feature estratte tramite CNN da immagini filtrate con median 3x3 e presa la parte centrale 129x129.

Dopodiché, tramite un algoritmo kmeans, sono passato ad estrarre per ogni categoria le immagini più vicine al rispettivo centroide, in modo da usare le più significative. Nella tab. 19 mostro i risultati ottenuti con kNN nel caso di 338 immagini random, in modo da poter essere confrontati con quelli nel caso di 338 immagini kmeans delle tabelle 20 e 21.

I risultati mostrati in tab. 21 sono i migliori finora ottenuti.

Sono poi passato ad usare il dataset con immagini aumentate, stavolta soltanto relative alla classe Irregular che è quella che ne contiene meno, 338, passando quindi a 676 immagini Irregular.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 228 | 124 | 92 |
| | Irregular | 98 | 199 | 43 |
| | Spiral | 12 | 15 | 203 |

accuratezza = 0,6213

Tabella 19: kNN con 338 immagini random tra categorie, k = 40.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 331 | 13 | 24 |
| | Irregular | 0 | 278 | 0 |
| | Spiral | 7 | 47 | 314 |

accuratezza = 0,9103

Tabella 20: kNN su 338 immagini kmeans per categoria, k=15.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 325 | 5 | 13 |
| | Irregular | 0 | 321 | 5 |
| | Spiral | 13 | 12 | 320 |

accuratezza = 0,9527

Tabella 21: SVM su 338 immagini kmeans per categoria.

Per rimuovere il bias dovuto alla classificazione di un'immagine basata sulla propria copia, ho rimosso la corrispondente immagine aumentata dal training set.

Inizialmente, nelle tabelle 22 e 23 mostro i risultati usando 676 immagini kmeans per Elliptic e Spiral e 338 per Irregular.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 640 | 15 | 69 |
| | Irregular | 0 | 259 | 1 |
| | Spiral | 36 | 64 | 606 |

accuratezza = 0,8905

Tabella 22: kNN, 676 immagini kmeans per elliptical e spiral, 338 per irregular, k=10.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 619 | 6 | 46 |
| | Irregular | 5 | 309 | 19 |
| | Spiral | 52 | 23 | 611 |

accuratezza = 0,9107

Tabella 23: SVM, 676 immagini kmeans per elliptical e spiral, 338 per irregular.

I risultati sono leggermente peggiori rispetto al caso del semplice 338 kmeans per ogni categoria. In tab. 24 mostro i risultati ottenuti usando 676 immagini casuali senza rimuovere dal training set la corrispondente immagine aumentata.

In tab. 25 mostro i risultati usando tutte le 676 della classe Irregular ed usando 676 kmeans delle classi Elliptic e Spiral.

Nelle tabelle 26 e 27 mostro i risultati basati sulle 676 immagini kmeans ma rimuovendo le corrispondenti immagini aumentate. In questo caso si ha un'accuratezza leggermente minore ma è risultato non affetto da bias.

Ho notato che alcune galassie ellittiche sono classificate come spirali e viceversa, mi sono accorto che erano classificate come S0: esse non sono né ellittiche né a spirale, ma una via di mezzo. Si

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Ellitptic | 632 | 138 | 153 |
| | Irregular | 21 | 457 | 153 |
| | Spiral | 23 | 81 | 370 |

accuratezza = 0,7194

Tabella 24: kNN, 676 immagini random per elliptical e spiral, tutte le 676 per irregular, k = 10.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Ellitptic | 648 | 21 | 35 |
| | Irregular | 0 | 620 | 1 |
| | Spiral | 28 | 35 | 302 |

accuratezza = 0,9290

Tabella 25: kNN, 676 immagini dove elliptic/spiral prese con kmeans ed irregular augmented x2, senza rimuovere dal training la corrispondente immagine augmented (e viceversa), k=5.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Ellitptic | 640 | 24 | 70 |
| | Irregular | 0 | 565 | 3 |
| | Spiral | 36 | 87 | 603 |

accuratezza = 0,8915

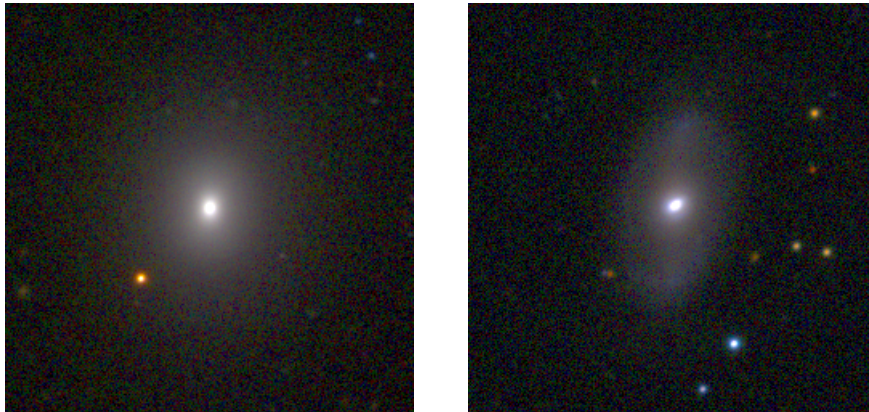
Tabella 26: kNN, 676 kmeans per elliptic/spiral e tutte le 676 irregular ma rimuovendo dal training la corrispondente immagine augmented (e viceversa), k = 10.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Ellitptic | 620 | 11 | 57 |
| | Irregular | 6 | 635 | 28 |
| | Spiral | 50 | 30 | 591 |

accuratezza = 0,9103

Tabella 27: SVM, 676 kmeans per elliptic/spiral e tutte le 676 irregular ma rimuovendo dal training la corrispondente immagine augmented (e viceversa).

presentano come ellttiche, cioè con una forte prominenza centrale, per poi avere un disco di stelle e talvolta qualche struttura simile ad un braccio, come mostrato in fig. 5. Questa categoria inizialmente la classificavo come Spiral, mentre ora la classifico come Elliptic.



(a) Galassia S0 simile ad una galassia (b) Galassia S0 simile ad una galassia a ellittica. spirale.

Figura 5: Due galassie S0, la seconda può essere confusa con una a spirale nonostante non presenti dei bracci evidenti.

Ho quindi condotto dei test senza prendere in considerazione questo genere di galassie. Nelle tabelle 28 e 29 mostro i risultati ottenuti tramite kNN e SVM sulle 287 immagini ottenute tramite kmeans rispetto alle feature estratte da AlexNet³.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 278 | 2 | 0 |
| | Irregular | 9 | 280 | 0 |
| | Spiral | 0 | 5 | 287 |

accuratezza = 0,9814

Tabella 28: kNN sulle feature estratte tramite AlexNet, senza tenere in considerazione le immagini S0, 287 immagini kmeans per categoria, k=5.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 278 | 3 | 0 |
| | Irregular | 9 | 284 | 0 |
| | Spiral | 0 | 0 | 287 |

accuratezza = 0,9861

Tabella 29: SVM sulle feature estratte tramite AlexNet, senza tenere in considerazione le immagini S0, 287 immagini kmeans per categoria.

Ho effettuato test utilizzando le feature estratte dalla rete ResNet. Nelle tabelle 30 e 31 mostro i risultati ottenuti usando kNN e SVM per classificare le feature estratte da tutto il dataset.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 920 | 7 | 180 |
| | Irregular | 2 | 116 | 34 |
| | Spiral | 182 | 215 | 2800 |

accuratezza = 0,8609

Tabella 30: kNN su feature estratte tramite ResNet, dataset intero, k=25.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 899 | 6 | 183 |
| | Irregular | 12 | 176 | 132 |
| | Spiral | 193 | 156 | 2699 |

accuratezza = 0,8469

Tabella 31: SVM su feature estratte tramite ResNet, dataset intero.

Nelle tabelle 32 e 33 i risultati relativi al dataset con 336 immagini ottenute tramite kmeans; essi sono relativamente buoni ma inferiori a quelli ottenuti tramite feature estratte da AlexNet.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 336 | 4 | 2 |
| | Irregular | 0 | 238 | 19 |
| | Spiral | 0 | 94 | 315 |

accuratezza = 0,8819

Tabella 32: kNN su feature estratte da ResNet, dataset composto da 336 immagini kmeans, k=5.

³Durante i primi test in cui caricavo il dataset senza le immagini S0, non rimuovevo correttamente tutte le S0 per via di un bug nello script. Riporterò quindi soltanto i risultati corretti e ripetuti in un secondo momento.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 335 | 4 | 1 |
| | Irregular | 0 | 278 | 45 |
| | Spiral | 1 | 54 | 290 |

accuratezza = 0,8958

Tabella 33: SVM su feature estratte da ResNet, dataset composto da 336 immagini kmeans.

Infine nelle tabelle 34 e 35 i risultati col dataset senza immagini S0, 287 kmeans. Stavolta i classificatori non si confondono tra Elliptic e Spiral, ma bensì tra Irregular e Spiral, dove talvolta una galassia irregolare può presentare strutture simili a dei bracci ma non possono essere categorizzate come a spirale in quanto non sono "ordinati".

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 273 | 1 | 0 |
| | Irregular | 9 | 210 | 20 |
| | Spiral | 5 | 76 | 267 |

accuratezza = 0,8711

Tabella 34: kNN su feature estratte tramite ResNet, dataset senza immagini S0 e 287 kmeans, k=10.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 275 | 3 | 0 |
| | Irregular | 7 | 237 | 46 |
| | Spiral | 5 | 47 | 241 |

accuratezza = 0,8746

Tabella 35: SVM su feature estratte tramite ResNet, dataset senza immagini S0 e 287 kmeans

Un altro tipo di test che ho effettuato è quello su BoVW su feature SURF, approccio presente in un tutorial di MATLAB⁴. Nelle tabelle 36 e 37 mostro i risultati ottenuti usando kNN e SVM su un dataset composto da 336 immagini kmeans.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 332 | 12 | 125 |
| | Irregular | 0 | 297 | 0 |
| | Spiral | 4 | 27 | 211 |

accuratezza = 0,8333

Tabella 36: kNN su feature SURF estratte tramite BoVW, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria, k=5.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 329 | 3 | 56 |
| | Irregular | 0 | 318 | 1 |
| | Spiral | 7 | 15 | 279 |

accuratezza = 0,9187

Tabella 37: SVM su feature SURF estratte tramite BoVW, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria.

Prendendo in mano i classificatori usati finora, ho testato anche sui vettori bof generati dal codice handsonbow, con feature sift e dsift: una volta estratti i vettori in base al vocabolario, ho

⁴<https://it.mathworks.com/help/vision/examples/image-category-classification-using-bag-of-features.html>

preso le 338 immagini kmeans per categoria più vicine al rispettivo centroide ed ho nuovamente estratto i descrittori, così poi da poterli analizzare con kNN e SVM.

Nelle tabelle 38 e 39 mostro i risultati relativi ai classificatori kNN e SVM applicati ai vettori estratti tramite BoVW su feature SIFT, il dataset è composto dalle 336 immagini kmeans per categoria.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 325 | 77 | 98 |
| | Irregular | 0 | 208 | 27 |
| | Spiral | 11 | 51 | 211 |

accuratezza = 0,7381

Tabella 38: kNN su feature SIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria, k=30.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 314 | 12 | 15 |
| | Irregular | 3 | 253 | 40 |
| | Spiral | 19 | 71 | 281 |

accuratezza = 0,8413

Tabella 39: SVM su feature SIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria.

Ho ripetuto i test per le feature DSIFT, i cui risultati sono mostrati nelle tabelle 40 e 41 e risultano migliori rispetto alle feature SIFT.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 336 | 27 | 1 |
| | Irregular | 0 | 220 | 15 |
| | Spiral | 0 | 89 | 320 |

accuratezza = 0,8690

Tabella 40: kNN su feature DSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria, k=5.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 335 | 10 | 0 |
| | Irregular | 1 | 280 | 19 |
| | Spiral | 0 | 46 | 317 |

accuratezza = 0,9246

Tabella 41: SVM su feature DSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria.

Per queste feature DSIFT, ho effettuato i test anche sul dataset senza S0: stavolta però ho ridovuto ricalcolare tutti i vettori finali in quanto si basavano sul dizionario formato dall'intero dataset. Il dataset usato è formato da 287 immagini kmeans per categoria, risultati mostrati nelle tabelle 42 e 43.

Per il dataset composto da immagini senza S0, ho potuto anche estrarre le feature MSDSIFT. È stato possibile farlo solo per questo dataset perché conteneva qualche immagine in meno ed il computer ha retto il carico di lavoro. Anche qua il test è stato effettuato tramite 287 immagini kmeans per categoria, risultati mostrati nelle tabelle 44 e 45. Essi sono buoni ma rimangono sulla linea dei precedenti buoni risultati ottenuti finora.

Infine ho aumentato il dataset fino a prendere in considerazione 3016 immagini per categorie: usando sempre l'approccio leave-one-out cross-validation, quando testavo un'immagine, nel training

| | | | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | |
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 276 | 10 | 58 |
| | Irregular | 6 | 269 | 10 |
| | Spiral | 5 | 8 | 219 |

accuratezza = 0,8873

Tabella 42: kNN su feature DSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 287 immagini kmeans per categoria e senza immagini S0, k=5.

| | | | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | |
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 273 | 2 | 7 |
| | Irregular | 6 | 275 | 5 |
| | Spiral | 8 | 10 | 275 |

accuratezza = 0,9559

Tabella 43: SVM su feature DSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 287 immagini kmeans per categoria e senza immagini S0.

| | | | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | |
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 277 | 24 | 37 |
| | Irregular | 4 | 255 | 3 |
| | Spiral | 6 | 8 | 247 |

accuratezza = 0,9048

Tabella 44: kNN su feature MSDSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 287 immagini kmeans per categoria e senza immagini S0, k=5

| | | | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | |
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 268 | 5 | 3 |
| | Irregular | 10 | 270 | 3 |
| | Spiral | 9 | 12 | 281 |

accuratezza = 0,9512

Tabella 45: SVM su feature MSDSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 287 immagini kmeans per categoria e senza immagini S0.

set di riferimento non prendevo in considerazione le corrispondenti immagini volte ad aumentare il dataset, in modo da evitare eventuali bias. In questo modo ho ottenuto i risultati migliori, mostrati nelle tabelle 46 e 47 dove ho testato i classificatori kNN e SVM sulle feature estratte da AlexNet.

| | | | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | |
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 2961 | 176 | 39 |
| | Irregular | 48 | 2832 | 11 |
| | Spiral | 7 | 8 | 2966 |

accuratezza = 0,9681

Tabella 46: kNN su feature estratte da AlexNet, dataset aumentato fino ad ottenere 3016 immagini per categoria, k=10

| | | | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| | | attuale | | |
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 2941 | 98 | 6 |
| | Irregular | 73 | 2916 | 4 |
| | Spiral | 2 | 2 | 3006 |

accuratezza = 0,9796

Tabella 47: SVM su feature estratte da AlexNet, dataset aumentato fino ad ottenere 3016 immagini per categoria.

Nella tab. 48 mostro la matrice di confusione estratte dalle predizioni effettuate da SVM nell'ultimo test ma relative soltanto alle immagini non aumentate.

| | | attuale | | |
|----------|-----------|----------|-----------|--------|
| predetta | | Elliptic | irregular | Spiral |
| | Elliptic | 1078 | 14 | 6 |
| | Irregular | 25 | 323 | 4 |
| | Spiral | 1 | 1 | 3006 |

accuratezza = 0,9886

Tabella 48: SVM relativo al dataset aumentato, matrice di confusione creata prendendo soltanto le immagini non aumentate.

7 Conclusioni

I risultati migliori sono stati quelli ottenuti analizzando le feature estratte tramite la rete neurale AlexNet, utilizzando un dataset dove sono presenti immagini aumentate fino ad avere 3016 immagini per ognuna delle tre categorie (Elliptic, Irregular e Spiral), un classificatore SVM con l'approccio leave-one-out cross-validation dove nel training set non sono state prese in considerazione le corrispondenti immagini aumentate del test set, ottenendo un'accuratezza pari a 0,9796, che diventa 0,9886 se prendiamo in considerazione la matrice di confusione estratta dalle predizioni delle immagini originali, cioè non aumentate.

Il lavoro si è trattato principalmente di provare nuove tecniche e cercare di muoversi verso una direzione che portasse a risultati migliori, analizzando quelli ottenuti.

In conclusione posso ritenermi soddisfatto del lavoro effettuato ed ho capito come avviene un lavoro di questo tipo ed appreso nuove metodologie.

Elenco delle tabelle

| | | |
|----|---|----|
| 1 | Accuratezza in base ai diversi filtri e classificatori usati. Le feature estratte sono le DSIFT e sono state usate 30 immagini per il training e 50 per il test, come da default. | 4 |
| 2 | Accuratezza in base al numero di immagini usate ed ai diversi classificatori. Le feature estratte sono le DSIFT. | 4 |
| 3 | Accuratezza riguardante le feature SIFT e MDSIFT, nelle prime due colonne le immagini sono state scelte casualmente. Le immagini sono le filtrate con median 3x3. | 5 |
| 4 | Primi risultati con la CNN, sono state usate 348 immagini per categoria filtrate con median 3x3 di cui il 30% per il training set. | 5 |
| 5 | Seconda esecuzione della CNN, si notano risultati diversi rispetto alla prima (mostrata in tab 4), mostrando una forte dipendenza dalle immagini scelte. | 5 |
| 6 | CNN usando tutte le immagini del dataset, risultando così sbilanciato, di cui il 30% per il training set. | 6 |
| 7 | CNN usando 80% delle immagini per il training set. | 6 |
| 8 | CNN usando un dataset aumentato artificialmente, creando una copia di ogni immagine (quindi ottenendo il doppio delle immagini per categoria) ed usando 80% per il training set. | 6 |
| 9 | risultati ottenuti tramite kNN leave-one-out cross-validation usando la distanza euclidea e $k = 30$, il migliore tra 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 100, 200. Feature estratte tramite AlexNet. | 7 |
| 10 | kNN con $k=30$ e distanza chi2 applicato alle feature delle immagini appartenenti al dataset aumentato. | 7 |
| 11 | kNN con $k=10$ e distanza chi2 applicato alle feature delle immagini appartenenti al dataset aumentato. | 7 |
| 12 | kNN con $k=5$ e distanza chi2 applicato alle feature delle immagini appartenenti al dataset aumentato. | 7 |
| 13 | kNN con $k=10$ (il migliore tra 5:5:50) e distanza euclidea effettuato sulle feature estratte da AlexNet e sulle 696 immagini random. | 7 |
| 14 | Linear SVM effettuato sulle feature estratte dalla CNN e sulle 696 random. | 7 |
| 15 | kNN con $k=20$ (il migliore tra 5:5:50) e distanza euclidea effettuato sulle feature estratte dalla CNN e sulle 696 immagini più vicine al centroide trovato tramite kmeans. | 8 |
| 16 | Linear SVM effettuato sulle feature estratte dalla CNN e sulle 696 immagini più vicine al centroide trovato tramite kmeans. | 8 |
| 17 | kNN su intero dataset, $k=25$, feature estratte tramite CNN da immagini filtrate con median 3x3 e presa la parte centrale 129x129. | 9 |
| 18 | SVM su intero dataset, feature estratte tramite CNN da immagini filtrate con median 3x3 e presa la parte centrale 129x129. | 9 |
| 19 | kNN con 338 immagini random tra categorie, $k = 40$. | 10 |
| 20 | kNN su 338 immagini kmeans per categoria, $k=15$. | 10 |
| 21 | SVM su 338 immagini kmeans per categoria. | 10 |
| 22 | kNN, 676 immagini kmeans per elliptical e spiral, 338 per irregular, $k=10$. | 10 |
| 23 | SVM, 676 immagini kmeans per elliptical e spiral, 338 per irregular. | 10 |
| 24 | kNN, 676 immagini random per elliptical e spiral, tutte le 676 per irregular, $k = 10$. | 11 |
| 25 | kNN, 676 immagini dove elliptic/spiral prese con kmeans ed irregular augmented x2, senza rimuovere dal training la corrispondente immagine augmented (e viceversa), $k=5$. | 11 |
| 26 | kNN, 676 kmeans per elliptic/spiral e tutte le 676 irregular ma rimuovendo dal training la corrispondente immagine augmented (e viceversa), $k = 10$. | 11 |
| 27 | SVM, 676 kmeans per elliptic/spiral e tutte le 676 irregular ma rimuovendo dal training la corrispondente immagine augmented (e viceversa). | 11 |
| 28 | kNN sulle feature estratte tramite AlexNet, senza tenere in considerazione le immagini S0, 287 immagini kmeans per categoria, $k=5$. | 12 |
| 29 | SVM sulle feature estratte tramite AlexNet, senza tenere in considerazione le immagini S0, 287 immagini kmeans per categoria. | 12 |
| 30 | kNN su feature estratte tramite ResNet, dataset intero, $k=25$. | 12 |
| 31 | SVM su feature estratte tramite ResNet, dataset intero. | 12 |

| | | |
|----|--|----|
| 32 | kNN su feature estratte da ResNet, dataset composto da 336 immagini kmeans, k=5. | 12 |
| 33 | SVM su feature estratte da ResNet, dataset composto da 336 immagini kmeans. | 13 |
| 34 | kNN su feature estratte tramite ResNet, dataset senza immagini S0 e 287 kmeans, k=10. | 13 |
| 35 | SVM su feature estratte tramite ResNet, dataset senza immagini S0 e 287 kmeans | 13 |
| 36 | kNN su feature SURF estratte tramite BoVW, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria, k=5. | 13 |
| 37 | SVM su feature SURF estratte tramite BoVW, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria. | 13 |
| 38 | kNN su feature SIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria, k=30. | 14 |
| 39 | SVM su feature SIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria. | 14 |
| 40 | kNN su feature DSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria, k=5. | 14 |
| 41 | SVM su feature DSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 336 immagini kmeans per categoria. | 14 |
| 42 | kNN su feature DSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 287 immagini kmeans per categoria e senza immagini S0, k=5. | 15 |
| 43 | SVM su feature DSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 287 immagini kmeans per categoria e senza immagini S0. | 15 |
| 44 | kNN su feature MSDSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 287 immagini kmeans per categoria e senza immagini S0, k=5 | 15 |
| 45 | SVM su feature MSDSIFT estratte tramite BoVW dal codice handsonbow, dataset composto da 287 immagini kmeans per categoria e senza immagini S0. | 15 |
| 46 | kNN su feature estratte da AlexNet, dataset aumentato fino ad ottenere 3016 immagini per categoria, k=10 | 15 |
| 47 | SVM su feature estratte da AlexNet, dataset aumentato fino ad ottenere 3016 immagini per categoria. | 15 |
| 48 | SVM relativo al dataset aumentato, matrice di confusione creata prendendo soltanto le immagini non aumentate. | 16 |

Elenco delle figure

| | | |
|---|---|----|
| 1 | Tipi di galassie. | 1 |
| 2 | Rete neurale multistrato. | 3 |
| 3 | Rete neurale convoluzionale. | 3 |
| 4 | Classificazione delle galassie secondo Hubble. | 9 |
| 5 | Due galassie S0, la seconda può essere confusa con una a spirale nonostante non presenti dei bracci evidenti. | 11 |

Riferimenti bibliografici

- [1] Repository https://github.com/carlocabras21/galaxy_morphology_recognition
- [2] H. Karttunen et.al. (2007) Fundamental Astronomy, fifth edition, ISBN 978-3-540-34143-7 5th Edition, Springer Berlin Heidelberg New York.
- [3] Buta et. al. (2015) A Classical Morphological Analysis of Galaxies in the Spitzer Survey of Stellar Structure in Galaxies (S4G). arXiv:1501.00454v2 [astro-ph.GA]
- [4] Baillard et. al. (2011) The EFIGI catalogue of 4458 nearby galaxies with detailed morphology arXiv:1103.5734v3 [astro-ph.CO]
- [5] Andrew Schutter, Lior Shamir (2015) Galaxy morphology - an unsupervised machine learning approach. arXiv:1505.04876v2 [astro-ph.IM]
- [6] Lior Shamir (2009) Automatic morphological classification of galaxy images. arXiv:0908.3904v1 [astro-ph.IM]
- [7] H. Domínguez Sánchez, M. Huertas-Company, M. Bernardi, D. Tuccillo, J. L. Fischer (2017) Improving galaxy morphologies for SDSS with Deep Learning. arXiv:1711.05744v2 [astro-ph.GA]
- [8] Sander Dieleman, Kyle W. Willett, Joni Dambre (2015) Rotation-invariant convolutional neural networks for galaxy morphology prediction. arXiv:1503.07077v1 [astro-ph.IM]
- [9] Mohamed Abd Elfattah, Mohamed A. Abu ELsoud, Aboul Ella Hassanien, Tai-hoon Kim (2012) Automated Classification of Galaxies Using Invariant Moments. Future Generation Information Technology, pp. 103–111, Springer
- [10] Mohamed Abd El Aziz, I. M. Selim, Shengwu Xiong (2017) Automatic Detection of Galaxy Type From Datasets of Galaxies Image Based on Image Retrieval Approach. Scientific Reports volume 7, Article number: 4463
- [11] Devendra Singh Dhama, David Leake, Sriraam Natarajan (2017) Knowledge-Based Morphological Classification of Galaxies from Vision Features. The AAAI-17 Workshop on Knowledge-Based Techniques for Problem Solving and Reasoning. WS-17-12
- [12] How Convolutional Neural Networks Accomplish Image Recognition? visitato il 25/08/2018.