МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

НТУУ «КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

ФІЗИКО-ТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ

Лабораторна робота №3

з дисципліни

«*Автоматизація обробки ІзОД*»

Варіант 4

**Виконав:**

студент 5 курсу ФТІ

групи ФЕ-91мп

Карнаух М.Ю.

**Перевірив:**

Прогонов Д. О.

КИЇВ 2020

**Підготовка**

**Вхідні дані**

Тестовий пакет – MIRFlickr-20k (https://press.liacs.nl/mirflickr/#sec\_download)

Вибірка зображень – 250 зображень;

Формування вибірки зображень – псевдовипадкове, з використанням генератора Мерсена (стартове значення співпадає з номером студента в загальному списку групи) за модулем кількості зображень в тестовому пакеті.

**Завдання**

1. Сформувати тестову вибірку зображень з вихідного пакета;
2. Для кожного каналу кольору кожного зображення з тестового пакета обчислити наступні характеристики:
   1. Математичне сподівання і дисперсію;
   2. Коефіцієнти асиметрії та ексцесу (нормалізований);
3. Використовуючи моделі SPAM і CC-PEV (<http://dde.binghamton.edu/download/feature_extractors/>), розрахувати вектора характеристик кожного каналу кольору кожного зображення;
4. Отримані параметри зображень упакувати в матрицю ознак (кожен рядок відповідає результатам для окремого каналу кольору тестового зображення, кожен стовпець - параметру зображення). Матриці ознак побудувати окремо для статистичних характеристик зображень (1-4 центральні моменти), а також моделей SPAM и CC-PEV;
5. Побудувати вектор міток класів зображень. Назва цільового класу для кожного студента визначається згідно з позицією студента у списку групи (див. Вкладений файл - наприклад, для першого студента в списку групи цільової клас "explore", для другого студента - мітка "sky", для третього студента - мітка "nikon" і т.д.);
6. псевдовипадковий чином розділити вихідний пакет зображень на 2 рівні частини (тестова і контрольна підвибірки). З використанням тестової підвибірки провести настройку наступних класифікаторів:
   1. Лінійна регресія;
   2. Робастна регресія;
   3. Логістична регресія;
   4. Метод опорных векторів (SVM);
7. Використовуючи налаштовані класифікатори з п. 6 провести обробки зображень з контрольного підпакету. Оцінити ймовірності правильної класифікації (0 і 1 класи), а також ймовірності помилок першого (помилкове спрацьовування) і другого (пропуск цілі) роду;
8. Повторити пп. 6-10 разів для отримання усередненої точності класифікації

**ХІД РОБОТИ**

Роботу виконуватимемо мовою Python за допомогою блокового інтерпретатора Jupyter.

1. **Формування тестової вибірки зображень з вихідного пакета**

Для цього скористаємося функцією numpy.random.choices() що обирає випадкові числа з переданого масиву за допомогою генератора Мерсена. Також задамо початкове значення варіанту за допомогою функції *numpy.random.RandomState()*

np.random.RandomState(4)

random\_indexes = np.random.choice(range(25000), 250)

loaded\_images = list()

for i in range(250):

filename = 'im' + str(random\_indexes[i]) + '.jpg'

img\_data = image.imread('mirflickr/' + filename)

loaded\_images.append(img\_data)

Після цього ориманий масив зображень буде знаходитись в loaded\_images в виді двомірного масиву з трьома значеннями яскравості в кожій комірці.

Тепер сформуємо матрицю для збору статистичних даних. Для цього створимо двомірний numpy масив на три рядки для кожного каналу кольору та на 256 стовпчиків, що відповідатиме кількості пікселів відповідної яскравості.

values = np.zeros((3, 256))

index = 0

for image in loaded\_images:

for i in range(image.shape[0]):

for j in range(image.shape[1]):

values[0][image[i][j][0]] += 1

values[1][image[i][j][1]] += 1

values[2][image[i][j][2]] += 1

index += 1

1. **Знаходження статистичних даних**
2. **Математичне сподівання і дисперсія**

sum\_val = sum(values[RED])

M\_red = 0

for index in range(len(values[RED])):

p = (values[RED][index] / sum\_val)

M\_red += p \* index

D\_red = 0

for index in range(len(values[RED])):

p = (values[RED][index] / sum\_val)

D\_red += p \* ((index - M\_red) \*\* 2)

print("Red:\tMatematuchne ochikuvannya - {0:.2f},\tDispersia - {1:.2f}"\

.format(M\_red, D\_red))

Результат:

Red: Matematuchne ochikuvannya - 107.82, Dispersia — 5984.72

Green: Matematuchne ochikuvannya - 99.48, Dispersia - 5440.11

Blue: Matematuchne ochikuvannya - 88.25, Dispersia - 5722.87

**b. Коефіцієнти асиметрії та ексцесу**

Asym\_red = E\_operator(values[RED], M\_red, 3) / (D\_red \*\* (3 / 2))

Asym\_green = E\_operator(values[GREEN], M\_green, 3) / (D\_green \*\* (3 / 2))

Asym\_blue = E\_operator(values[BLUE], M\_blue, 3) / (D\_blue \*\* (3 / 2))

Ekscess\_red = E\_operator(values[RED], M\_red, 4) / (D\_red \*\* 2) - 3

Ekscess\_green = E\_operator(values[GREEN], M\_green, 4) / (D\_green \*\* 2) - 3

Ekscess\_blue = E\_operator(values[BLUE], M\_blue, 4) / (D\_blue \*\* 2) - 3

print('Red:\tAsymmetry - {0:.3f},\tEkscess - {1:.3f}'\

.format(Asym\_red, Ekscess\_red))

print('Green:\tAsymmetry - {0:.3f},\tEkscess - {1:.3f}'\

.format(Asym\_green, Ekscess\_green))

print('Blue:\tAsymmetry - {0:.3f},\tEkscess - {1:.3f}'\

.format(Asym\_blue, Ekscess\_blue))

Результат:

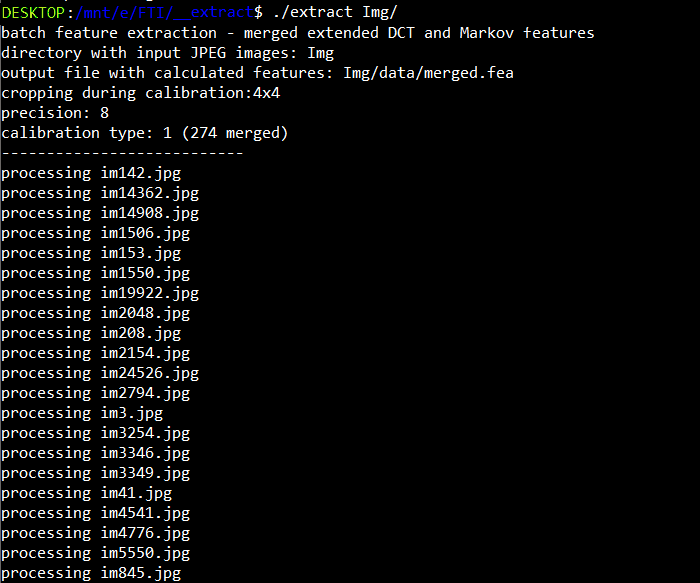
Red: Asymmetry - 0.245, Ekscess - -1.107

Green: Asymmetry - 0.389, Ekscess - -0.936

Blue: Asymmetry - 0.624, Ekscess - -0.772

**Знаходження векторів ознак за допомогою функції CC-PEV**

Використаємо екстрактор CC-PEV для знаходження векторів ознак зображень:



Після виконання програми буде сформовано вектор ознак для кожного фото та поміщено в файл merged.fea.

**5. Побудувати вектор міток класів зображень**

Тепер сформуємо вектори з мітками мого варіанту. В даному випадку це «2007». Теги отримуємо з папки tags пакету.

Y = pd.Series()

for name in image\_names:\n

with codecs.open(os.path.join(DIRNAME\_TAGS, 'tags%d.txt' % (name,)), \"r\", \"utf\_8\_sig\") as file:

set\_tags = set(tag.strip() for tag in file.readlines())

Y.at[name] = int(MAIN\_TAG in set\_tags)

Y = pd.DataFrame(Y, columns=['target'])

Тепер сформуємо пакети даних та міток для навчання:

data\_static = DataFrame()

num = 0

d = []

for image\_name in image\_names:

image = np.array(Image.open(os.path.join(DIRNAME\_IMAGES, 'im%d.jpg' % (image\_name))))

data = []

for name, num in COLOR.items():

a = image[:, :, num].ravel()

data.extend([np.mean(a), np.var(a), sp.stats.skew(a), sp.stats.kurtosis(a)])

d.append([image\_name, \*data])

data\_static = pd.DataFrame.from\_records(d)

data\_static = data\_static.rename(columns={0: 'name'}).set\_index('name')

1. **Навчання моделі на першій вибірці**

def plot\_confusion\_matrix(cm, classes,

normalize=True,

title='Confusion matrix',

cmap=plt.cm.Blues):

plt.imshow(cm, interpolation='nearest', cmap=cmap)

plt.title(title)

plt.colorbar()

tick\_marks = np.arange(len(classes))

plt.xticks(tick\_marks, classes)

plt.yticks(tick\_marks, classes)

if normalize:

cm = cm.astype('float') / cm.sum(axis=1)[:, np.newaxis]

print("Normalized confusion matrix")

else:

print('Confusion matrix, without normalization')

print(cm)

thresh = cm.max() / 2.

for i, j in itertools.product(range(cm.shape[0]), range(cm.shape[1])):

plt.text(j, i, round(cm[i, j], 3),

horizontalalignment="center",

color="white" if cm[i, j] > thresh else "black")

plt.tight\_layout()

plt.ylabel('True label')

plt.xlabel('Predicted label')

font = {'size' : 15}

plt.rc('font', \*\*font)

Лінійна та Логістична регресія:

for c in (LogisticRegression, LinearRegression, SVC):

cls = c()

cnf\_matrix = []

for i in range(N):

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.5)

cls.fit(X\_train, y\_train)

y\_predict = cls.predict(X\_test)

cnf\_matrix.append(confusion\_matrix(y\_test, y\_predict.astype(bool).astype(int)))

cnf\_matrix = np.mean(np.array(cnf\_matrix), axis=0)

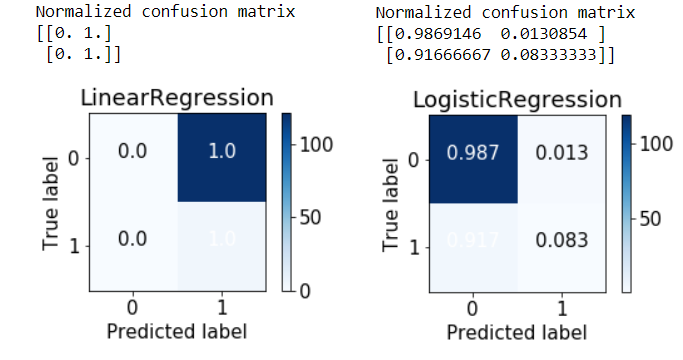
plt.figure(figsize=(4, 3))

plot\_confusion\_matrix(cnf\_matrix, classes=['0', '1'],

title=c.\_\_name\_\_)

plt.savefig("static\_" + c.\_\_name\_\_ + ".png")

plt.show()



**ВИСНОВКИ**

В даній лабораторній роботі було проаналізовано вибірку з 250 зображень. Було знайдено, що всі канали охоплюють увесь спектр значень. Було знайдено мат. очікування для ч і дисперсію для кожного каналу.

Було проведено формування ознак на основі CC-PEV екстрактора та сформовано вектори даних для подальшого аналізу. Також всі дані було упаковано в матрицю ознак для тренування моделей.

Використовуючи мітку цільового класу “2007” було сформовано дані для розрізняння що відповідають та не відповідають моделі.

Після цього було натреновані моделі Лінійної та Логістичної Регресії для розрізняння. За даними таблиць результатів бачимо що він складав 0.987 та 1 відповідно для двох моделей.