TFG – Arquitectura de computadors i sistemes operatius

FITA#05: Disseny de l'arquitectura de xarxes neuronals

Gestió del projecte a GitHub:

Branca del repositori:
https://github.com/UOC-Assignments/uoc.tfg.jbericat/tree/FITA%2305

Dashboard de seguiment de les tasques associades a la fita:
https://github.com/UOC-Assignments/uoc.tfg.jbericat/projects/5

Estudiant: Jordi Bericat Ruz

Professor col·laborador: Daniel Rivas Barragan

Semestre: Tardor 2021/22 (Aula 1)

Versió: ESBORRANY_v3

Índex

5 - Disseny de l'arquitectura de xarxes neuronals

5.1 - Tasques d'investigació i recerca

Donat que la implementació d'un model DCNN específic per a resoldre el problema proposat a la PdC d'aquest projecte no és una tasca gens trivial i que a més sobrepassa en complexitat els objectius marcats per al TFG, aleshores es decideix fer recerca de diferents models DCNN i metodologies d'entrenament i implementació ja existents per a avaluar si ens poden ser d'utilitat i així evitar haver de fer un disseny simplificat de xarxa neuronal profunda. En aquest sentit, s'ha trobat que els capítols 4 i 5 de la referència bibliogràfica [LLIBRE DL] ens poden servir de guió per a d'una banda preparar les dades (*datasets* imatges) per a ser processades pel model DCNN, i de l'altra per a avaluar i seleccionar una arquitectura DCNN ja existent per al seu ús en la PdC.

A més, s'ha complementat la informació obtinguda de la font anterior amb les que ofereix el següent enllaç:

https://iq.opengenus.org/precision-recall-sensitivity-specificity/

5.2 - Estructuració de l'algorisme de DL i configuració d'hyperparàmetres

5.2.1 – Identificació / definició de les mètriques de rendiment[1]

Definir les mètriques que s'utilitzaran per a mesurar el rendiment del model durant el seu entrenament és una tasca imprescindible per a poder monitoritzar si els canvis que es van realitzant en la configuració dels paràmetres a les diferents iteracions o *epoch* influeixen d'una manera o altra en la precisió (*accuracy*) de les prediccions realitzades pel model[2].

Per a establir doncs un marc en el qual puguem definir aquestes mètriques es representarà el rendiment del model DCNN mitjançant una **"taula de confusió"** (mètode de representació de mesures d'encert en la predicció utilitzat habitualment durant l'entrenament de models de ML i DL).

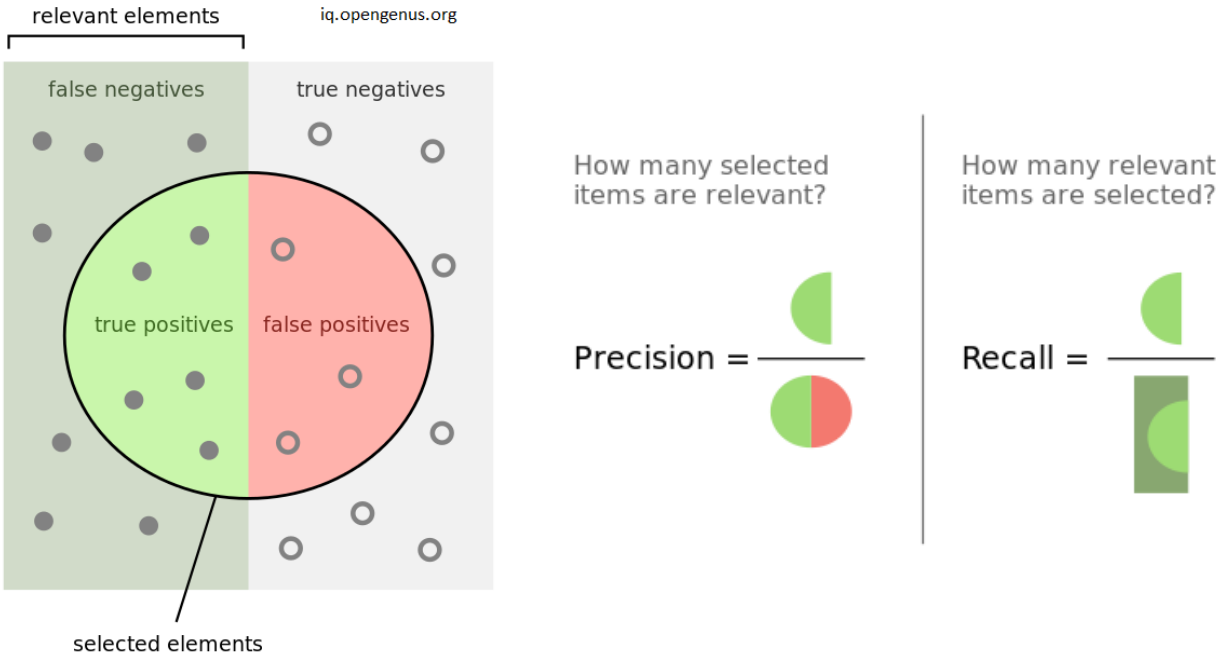
Simplificant, l'objectiu al representar el rendiment del model mitjançant d'una taula de confusió és el de poder centrar la mesura de l'encert de les prediccions en funció de, o bé la proporció de falsos positius (falses deteccions d'incendis) o bé de la de falsos negatius (no detecció d'un incendi). Així en funció de la importància de que es produeixi un o altre cas en el projecte de DL que s'estigui desenvolupant, caldrà tenir més cura de controlar els falsos positius (mesurats mitjançant la *precisió),* o bé els falsos negatius (mesurats mitjançant la sensitivitat o *recall)*

iq.opengenus.org		Predicted Class	
		NO	YES
Actual Class	NO	True Negative (TN)	False Positive (FP)
	YES	False Negative (FN)	True Positive (TP)

Imatge obtinguda de: https://iq.opengenus.org/precision-recall-sensitivity-specificity/

[1] https://iq.opengenus.org/precision-recall-sensitivity-specificity/

[2] *Pàgina 148 del llibre de DL → "Defining the model evaluation metric is a necessary step because it will guide your approach to improving the System. Without clearly defined mètrics, it can be difficult to tell whether changed to a ML System result in progress or not".*



Imatges obtingudes de: https://iq.opengenus.org/precision-recall-sensitivity-specificity/

Així doncs, fetes les consideracions anteriors, en aquest punt cal decidir quina de les possibles falses prediccions pot implicar "pitjors" conseqüències a l'hora de predir si una imatge conté o no característiques pròpies d'un incendi forestal (objectiu central de la PdC d'aquest TFG). Concretament, només es poden produir dos tipologies de falses prediccions:

- **Errada de tipus I: Fals positiu (*False Positive o FP*)**

  Un "fals positiu" significa que s'ha reconegut / identificat un incendi a una imatge però en realitat no ho és (p.e. en el cas de la PdC, es podria donar el cas que un cos o objecte que emeti calor es detecti com la característica d'un incendi, per exemple, una pila de compost orgànic)

- **Errada de tipus II: Fals negatiu (*False Negative o FN*)**

  Un fals negatiu significa que, havent-t'hi un incendi forestal a la imatge processada per l'algorisme d'aprenentatge profund, aquest no ha reconegut cap característica pròpia d'aquests.

Per tant, si tenim en compte que la detecció d'un incendi a les seves fases inicials és un factor crític que pot implicar la seva extinció abans que aquest causi danys a major escala, aleshores podem concloure que **tindrà pitjors conseqüències que es produeixi una predicció errònia de tipus II (FN)** que no pas de tipus I (FP). Podem determinar doncs que la mètrica de rendiment que ens permetrà identificar millor, o tenir una visió més precisa sobre la proporció d'incendis no detectats (FN) serà la basada en la **sensitivitat (*sensitivity* / *recall*)** o rati de positius vertaders (*True Positives o TP*). Dit d'una altra manera, la sensitivitat com a mètrica de rendiment ens permetrà saber amb millor exactitud que la precisió quantes vegades s'ha produït un FN durant cada iteració (*epoch*) d'entrenament del model, fet que ens ajudarà a fer un reajustament més precís dels paràmetres (pesos de les arestes del graf) i en conseqüència a obtenir un model final completament entrenat que mostri un rendiment més acurat (*model performance & accuracy*).

Podem calcular la sensitivitat de les dades mesurades amb la següent expressió:

$$sensitivitat = \frac{TP}{TP + FN}$$

Un cop realitzat l'estudi anterior per a determinar la millor manera de mesurar el rendiment del model a l'hora de resoldre el problema binari de classificar imatges en funció de si contenen o no característiques d'incendis, passem a ara a estudiar el cas en el què el resultat de resoldre el problema de classificació ha de ser la categorització d'un incendi en funció de les seves característiques, tal com es defineix a la següent taula:

Categoria d'incendi (Intensitat x Mida)	Localitzat	Moderadament estès	Molt estès
Intensitat Baixa	A	B	C
Intensitat Moderada	D	E	F
Intensitat Alta	G	H	I

Abans però caldrà fer notar que, tenint en compte que s'està desenvolupant una PdC, per a simplificar considerarem les següents prioritats (essent "A" el nivell o categoria menys crítica i "I" el nivell o categoria més crítica) sense tenir en compte altres factors, com podria ser la proximitat a zones habitades:

```
A < B < C < D < E < F < G < H < I
```

En aquest nou escenari podem definir:

- **Errada de tipus I: Fals positiu (*False Positive o FP*)**

  Ara, un "fals positiu" significa que havent processat una imatge que conté un incendi de categoria inferior (o bé sense cap incendi), el model n'ha identificat un, i de categoria superior si la imatge en contenia característiques.

- **Errada de tipus II: Fals negatiu (*False Negative o FN*)**

  Ara, un fals negatiu significa que, havent processat una imatge que conté un incendi de categoria superior, el model n'ha identificat un de categoria inferior, o bé no n'ha identificat cap.

Observem que, de la mateixa manera que passava amb el problema de classificació binari, la mètrica més adequada serà la que ens permeti tenir una visió més acurada dels **falsos negatius (FN)** que es produeixin durant l'entrenament del model, és a dir, la **sensitivitat** de les mesures. Com a conseqüència o *side-effect* però, tindrem que amb aquesta mètrica no tindrem dades tant precises de la quantitat de falsos positius que es produeixin. Tanmateix, a la pràctica en el cas que ens ocupa això només podria suposar que en un moment donat algun dels drons de l'eixam intenti informar de / apagar un incendi inexistent, o bé que s'hi dediquin més recursos dels necessaris per a gestionar la situació, com a conseqüència d'un entrenament poc acurat del model. Així doncs, un cop realitzades les primeres mesures amb la mètrica seleccionada (sensitivitat o *recall*) contra el *dataset* d'explotació (veure secció 5.3), si s'observa un rendiment pobre en el cas de falsos positius el que caldrà fer serà tornar a fer l'entrenament del model utilitzant una mètrica menys conservadora, però que ens doni una visió més precisa dels falsos positius (sota risc de què es comencin a detectar casos de falsos negatius, cas en el que s'hauria d'avaluar si paga la pena el canvi de mesura de rendiment donades les fatals conseqüències que pot tenir **una sola** predicció errònia de tipus II en un incendi forestal). En aquest sentit, la mètrica basada en *F-Score*[3] és una possibilitat que cal tenir en compte i que s'estudiarà en funció dels resultats (*accuracy*) de les mesures basades en la sensitivitat (*recall*).

[3] Refs: Punt 4.1.4, pàg. 149 llibre DL

Podem calcular el *F-Score* de les dades mesurades de la següent manera:

$$r = sensitivitat = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$p = \ precisió = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$F - Score = \frac{2pr}{p + r}$$

5.2.2 - Establiment / disseny d'un model base (*baseline model*)

En primer lloc es procedeix a realitzar un estudi comparatiu superficial (taula 5.X.X.X) de les característiques d'aquelles arquitectures de xarxes neuronals profundes més conegudes[4] per tal d'escollir aquella que s'ajusti millor a les dimensions del problema que volem resoldre i a als recursos computacionals dels que es disposa[5] (estació de desenvolupament descrita a la secció 1.x.x.x).

Com a criteris per a seleccionar-ne una es tindrà en compte d'una banda la precisió assolida pel model mesurada en l'escala "Top-1", de l'altra la complexitat computacional en termes d'instruccions per segons (en G-FLOPS) i finalment, la quantitat de nodes (paràmetres) de cada arquitectura. La figura 5.x.x.x cataloga segons aquests criteris les DCNN més destacades fins a 2018:

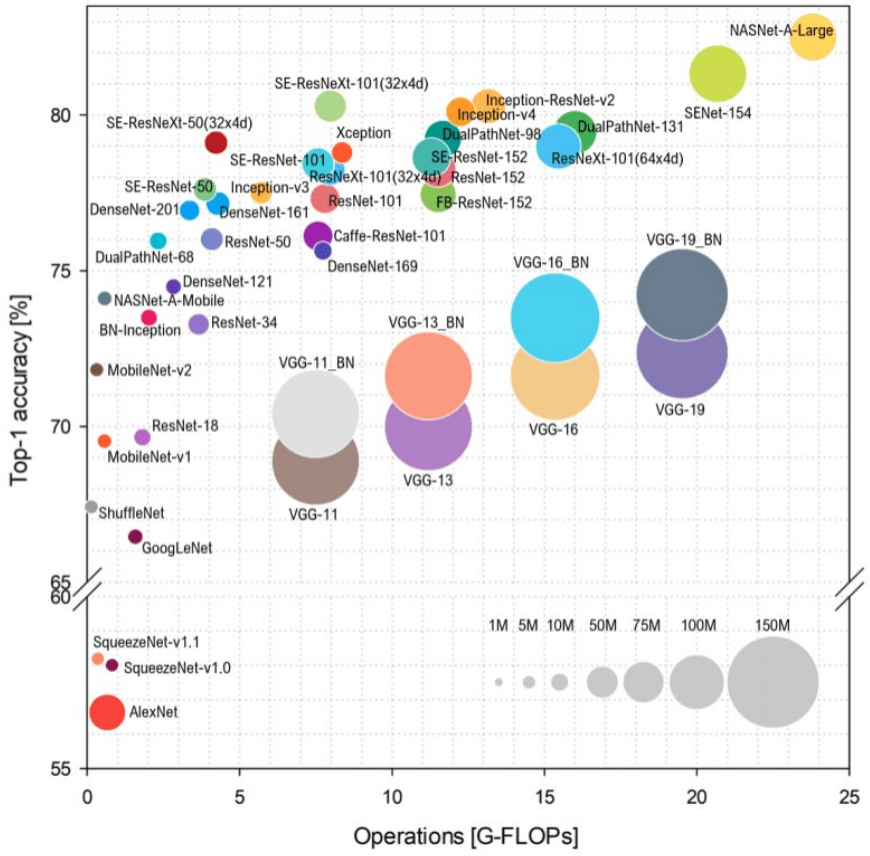


Figura 5.x.x.x – Visió general d'arquitectures DCNN fins a 2018

[4] *Referències bibliogràfiques: Capítol 5 Llibre DL, pàgs: 199, https://theaisummer.com/cnn-architectures/*

[5] *Tanmateix, per a l'entrenament del model també es podria fer ús de plataformes tercers com per exemple "Google AI platform" → https://cloud.google.com/ai-platform/training/docs/using-gpus*

Arquitectura DCNN	Característiques principals	#Paràmetres	Anàlisi de rendiment	Complexitat
LeNET	L'arquitectura està composta per 5 capes, 3 de convolucionals que s'encarreguen de la extracció de característiques de les imatges, i dues de completes que implementen la classificació.	61K	Presenta un bon rendiment (fins a un 99%) amb datasets d'**imatges en escala de grisos** i aplicades a **problemes de classificació que no superin les 10 classes**[6].	Baixa
AlexNET	Tot i oferir una arquitectura semblant a LeNET, AlexNET implementa noves característiques i una major quantitat de capes convolucionals (5)[7] que li proporcionen una **capacitat d'aprenentatge major** que la primera en termes de complexitat de les característiques que pot arribar a reconèixer[8].	60M	En problemes de classificació, el rendiment que ofereix AlexNet mesurat en escala Top-5[9] és del 15,3%, valor que supera la precisió d'encert d'altres models posteriors al seu desenvolupament.	Moderada
VGGNet / VGG16	Comparada amb les arquitectures vistes fins al moment, VGGNet destaca per la	138M	Si utilitzem el ratio Top-5 amb el que s'ha mesurat el rendiment de	Alta

[6] *Ref. P203 llibre DL → "LeNet performance on the MNIST dataset: When you train LeNet-5 on the MNIST dataset, you will get above 99% accuracy"*

[7] *Ref. P205 llibre DL → "AlexNet consists of five convolutional layers, some of which are followed by max-pooling layers, and three fully connected layers with a final 1000-way softmax"*

[8] *Ref. P204 llibre DL → "AlexNet has about 60 million parameters and 650,000 neurons, which gives it a larger learning capacity to understand more complex features. This allowed AlexNet to achieve remarkable performance"*

[9] *El ratis Top-1 I Top-5 són utilitzats de manera habitual per a descriure la precisió d'un algorisme de classificació, de manera que el rati Top-1 representa la proporció de vegades en funció del temps que el classificador no ha proporcionat la classe que s'esperava, mentre que el rati Top-5 indica el percentatge vegades que la resposta correcta no estava entre les 5 primeres propostes de predicció del model. Refs: P211 Llibre DL*

	seva arquitectura uniforme i quantitat mes reduïda de paràmetres per capa[10], que la fan més fàcil d'entendre i gestionar[11]. Tot i aquesta uniformitat, els components que formen l'arquitectura són els mateixos que els vistos a les anteriors, però en aquest cas trobem una major profunditat de la xarxa: més capes convolucionals (13) i de completes (3)		l'arquitectura AlexNet, podem destacar una **important millora del rendiment** de VGG16 respecte del primer, ja que utilitzant el mateix dataset d'imatges aconsegueix una ratio del 8.1%.	
GoogLeNet	Aquesta arquitectura es caracteritza per ser de les que ofereix una major profunditat amb 22 capes convolucionals. Tanmateix, tot i estar basada en les arquitectures vistes anteriorment (AlexNet i VGGNet), la quantitat de paràmetres que requereix es molt inferior.	13M	Seguint el mateix criteri que amb les arquitectures anteriors, podem dir que GoogLeNet és la DCNN que ha aconseguit un millor rati Top-5, assolint valors molt baixos de fins el 6.67%, que denota un rendiment del model aproximat al que ofereix el cervell humà (pel que fa a resoldre problemes de classificació).	Molt alta
ResNet	L'arquitectura de xarxes neuronals residuals desenvolupada per Microsoft		ResNet és capaç d'assolir un ratio Top-5 mínim de 3,57% en les	Moderada

[10] ***Ref. P214 llibre DL →*** *"VGG16 yields ~138 million parameters; VGG19, which is a deeper version of VGGNet, has more than 144 million parameters. VGG16 is more commonly used because it performs almost as well as VGG19 but with fewer parameters. VGGNet, has more than 144 million parameters. VGG16 is more commonly used because it performs almost as well as VGG19 but with fewer parameters."*

[11] ***P210 llibre DL →*** *"Both LeNet and AlexNet have many hyperparameters to tune. The authors of those networks had to go through many experiments to set the kernel size, strides, and padding for each layer, which makes the networks harder to understand and manage. VGGNet (explained next) solves this problem with a very simple, uniform architecture".*

	ResNet es caracteritza per introduir una tècnica de normalització per lots que li permet augmentar la profunditat de la xarxa (fins a 152 capes a les versions més profundes) tot reduint a l'hora la seva complexitat computacional i augmentant el seu rendiment[12].		mateixes condicions que les altres arquitectures vistes.	
DenseNet	Treballs posteriors al desenvolupament de ResNet[13] han sigut capaços de demostrar que habilitant la interconnexió de les diferents capes del model entre elles (especialment cap aquelles més properes a la entrada i sortida de l'arquitectura) és possible augmentar la profunditat de la xarxa (des de 121 fins a 201) i en conseqüència la precisió de les prediccions sense que això impliqui un increment de la quantitat de paràmetres i de la complexitat.	???		

Taula 5.X.X.X: Comparativa de les arquitectures DCNN avançades més destacades

[12] *Refs. P230 llibre DL → "The Residual Neural Network (ResNet) was developed in 2015 by a group from the Microsoft Research team.5 They introduced a novel residual module architecture with skip connections. The network also features heavy batch normalization for the hidden layers. This technique allowed the team to train very deep neural networks with 50, 101, and 152 weight layers while still having lower complexity than smaller networks like VGGNet (19 layers). ResNet was able to achieve a top-5 error rate of 3.57% in the ILSVRC 2015 competition, which beat the performance of all prior ConvNets"*

[13] *https://arxiv.org/abs/1608.06993 → "Recent work has shown that convolutional networks can be substantially deeper, more accurate, and efficient to train if they contain shorter connections between layers close to the input and those close to the output."*

A continuació es mostra el diagrama de cadascuna de les arquitectures estudiades a la taula 5.x.x.x. Cal observar que amb aquests, a simple vista es possible arribar a fer-se una idea de la profunditat i per tant de la complexitat de cada model:

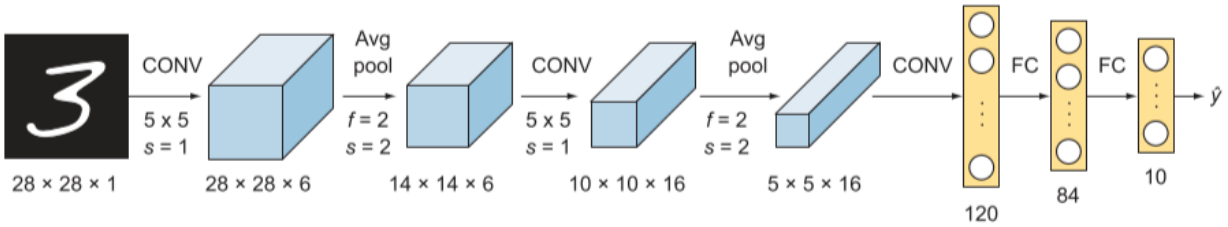


Figure 5.4 The LeNet architecture consists of convolutional kernels of size 5 × 5; pooling layers; an activation function (tanh); and three fully connected layers with 120, 84, and 10 neurons, respectively.

Imatge obtinguda de [LLIBRE DL, Pàg.]

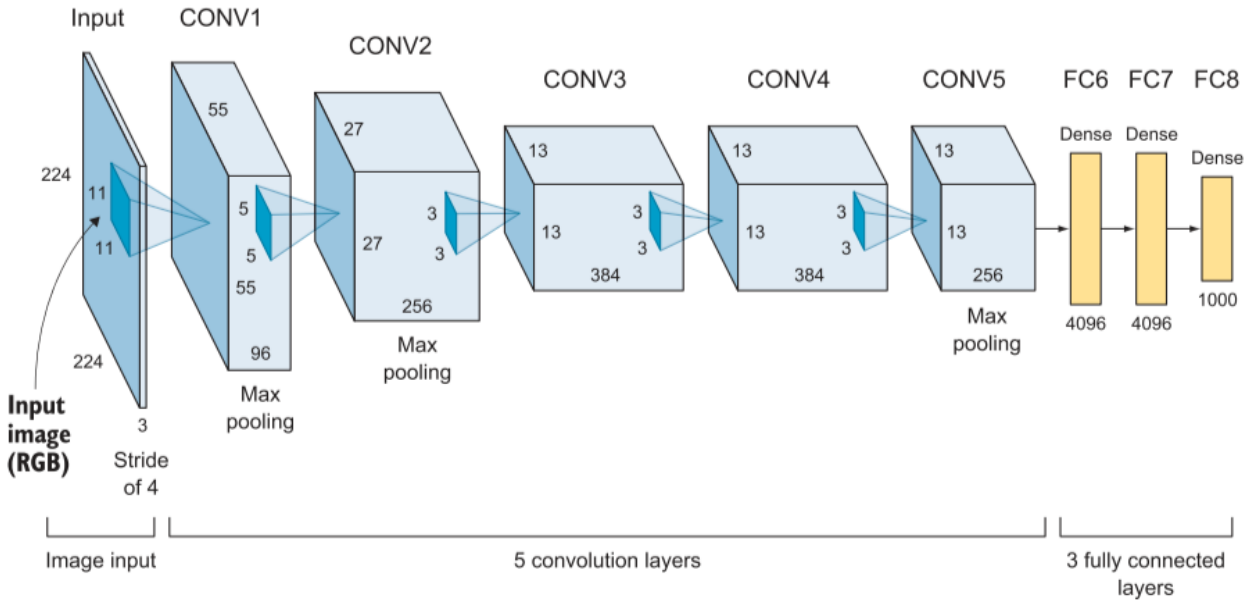


Figure 5.6 AlexNet architecture

Figura 5.xxx – Arquitectura AlexNet – Font: [LLIBRE DL, Pàg.]

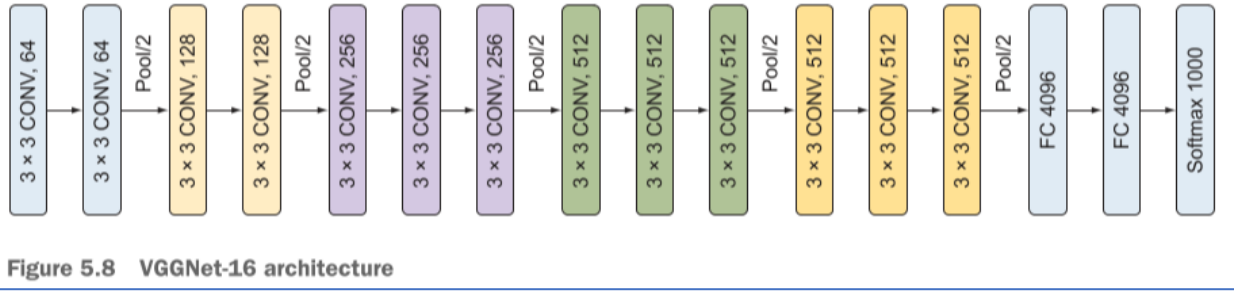


Figure 5.8 VGGNet-16 architecture

Figura 5.xxx – Arquitectura VGGNet16 – Font: [LLIBRE DL, Pàg.]

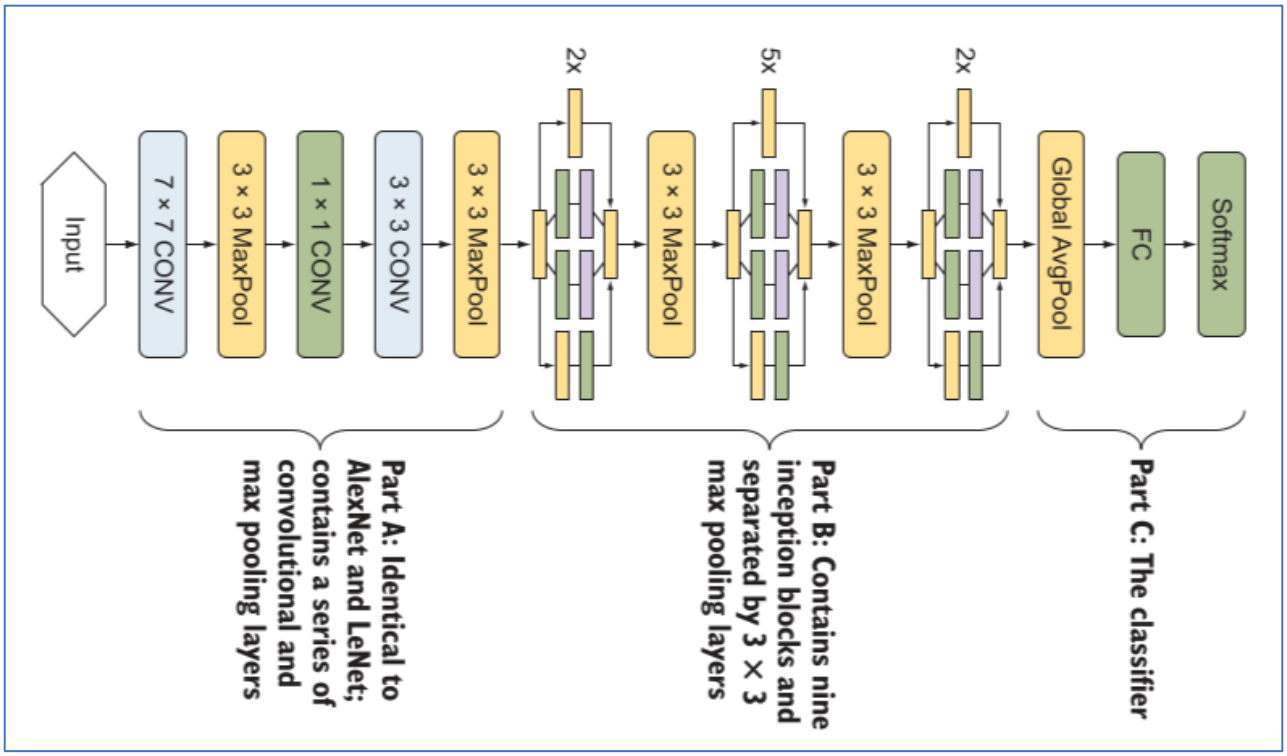


Figura 5.xxx – Arquitectura GoogLeNet – Font: [LLIBRE DL, Pàg.]

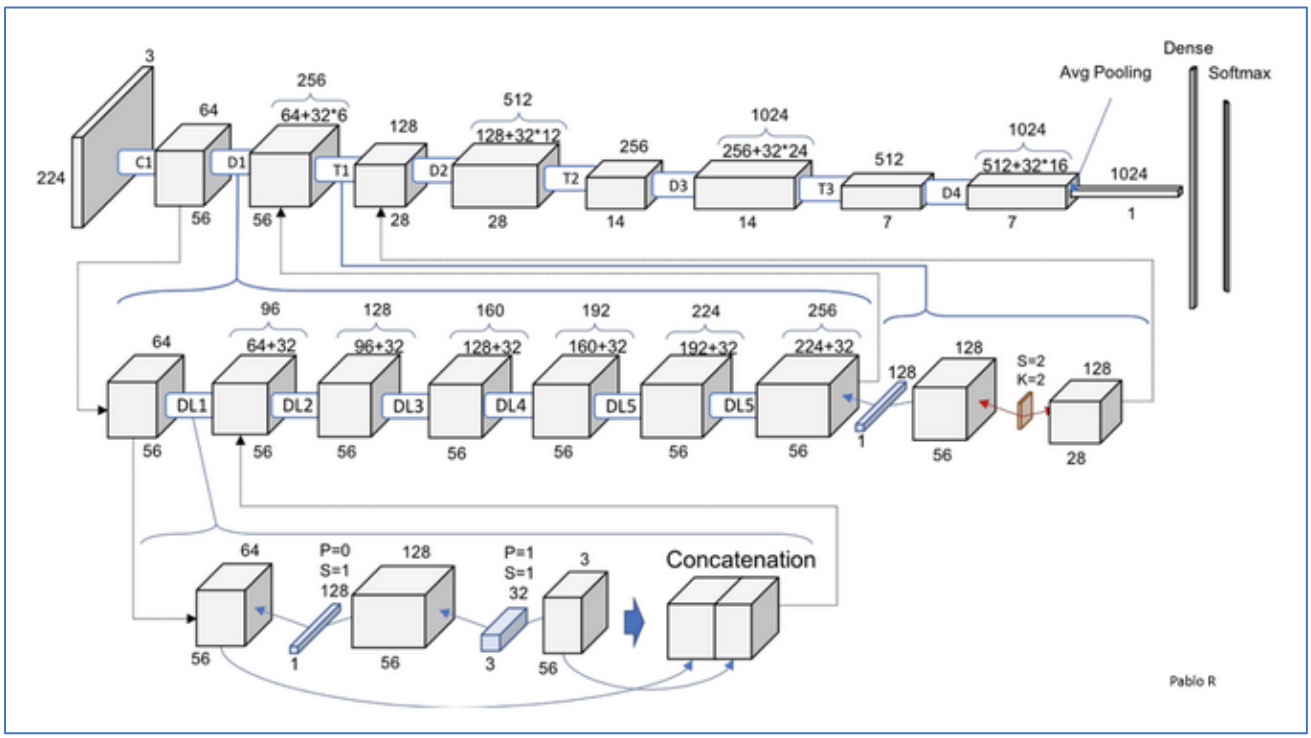


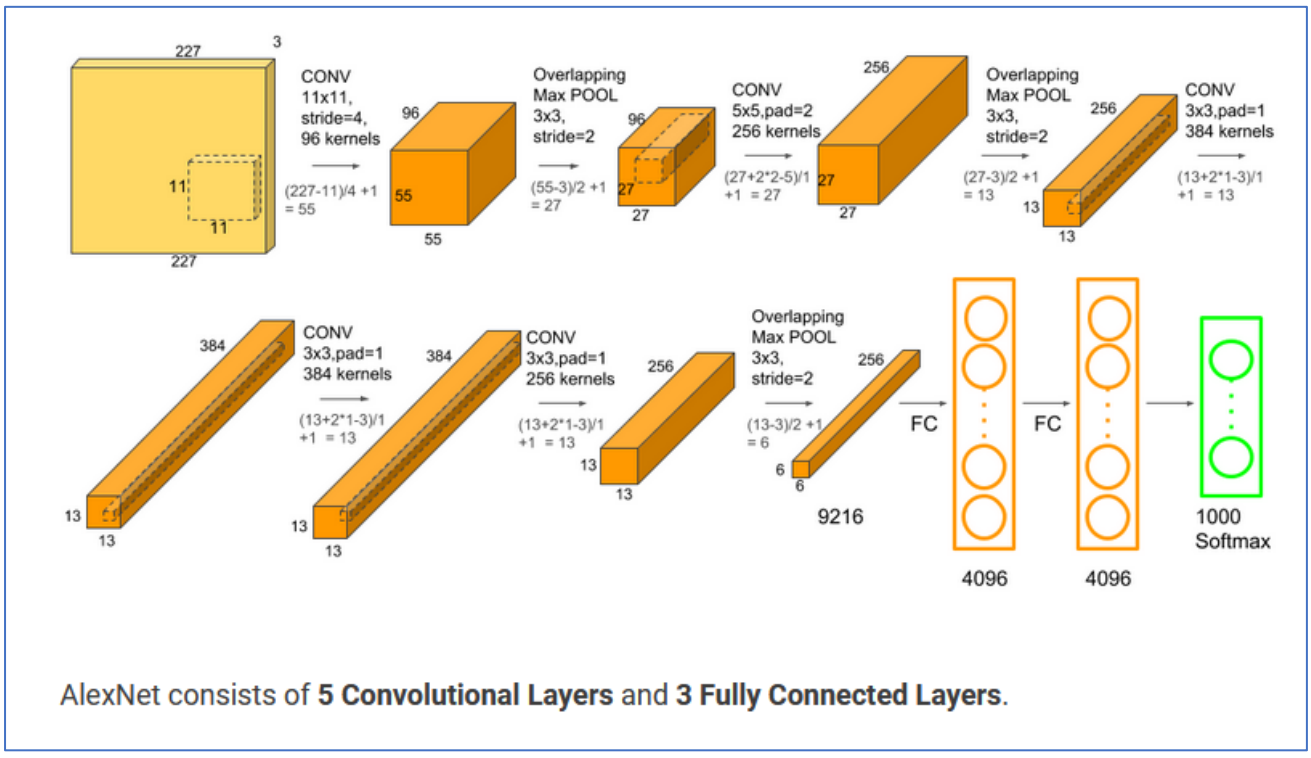
Figura 5.xxx – Arquitectura DenseNet - Font: Pablo R.

Un cop analitzades les opcions anteriors, de partida es descarten aquelles que presenten una complexitat molt elevada, donat que el dataset d'imatges que utilitzarem per a alimentar el model es caracteritza per contenir imatges en escala de grisos (que ja hem vist que permeten la utilització de models de baixa / moderada complexitat i a l'hora assolint ratis baixos d'error en les prediccions de classificació). D'altra banda, degut a la seva obsolescència (data del 1998), també es descarta LeNet per a la realització d'aquesta PdC, tot i que els estudis de rendiment realitzats ofereixen uns resultats acceptables en les condicions de classificació d'aquesta (menys de 10 classes i imatges en escala de grisos). Així doncs, passarem a realitzar la implementació dels dos models restants (AlexNet i VGG16) mitjançant la llibreria d'alt nivell "Keras" per a Python, I més endavant (secció 6) estudiarem, per a cadascun dels models implementats, el nivell de complexitat de configuració dels hyper-paràmetres vs. complexitat temporal necessària per a processar els dataset vs. rendiment obtingut mesurat amb les mateixes mètriques (veure secció 5.2.1). Un cop s'hagi obtinguts les conclusions pertinents a la secció 6, es prendrà la decisió de quin model s'acaba utilitzant per a realitzar la resta d'implementacions d'aquesta PdC.

5.2.2.1 – AlexNet

TO-DO (INTRO)

https://learnopencv.com/understanding-alexnet/



Implementació

https://valueml.com/alexnet-implementation-in-tensorflow-using-python/

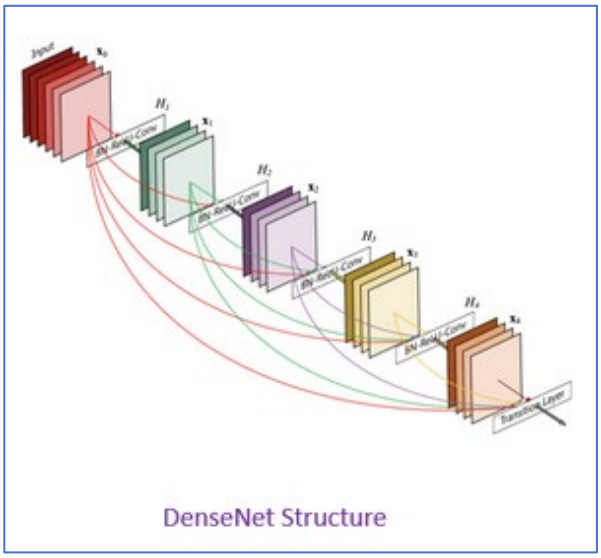
TO-DO (DESCRIPCIÓ CURTA)

```
# 1. Instal·lació de dependències

import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow import keras
import os
import time

# 4. Construcció de l'arquitectura

model = keras.models.Sequential([
    keras.layers.Conv2D(filters=96, kernel_size=(11,11), strides=(4,4),
activation='relu', input_shape=(227,227,3)),
    keras.layers.BatchNormalization(),
    keras.layers.MaxPool2D(pool_size=(3,3), strides=(2,2)),
    keras.layers.Conv2D(filters=256, kernel_size=(5,5), strides=(1,1),
activation='relu', padding="same"),
    keras.layers.BatchNormalization(),
    keras.layers.MaxPool2D(pool_size=(3,3), strides=(2,2)),
    keras.layers.Conv2D(filters=384, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
activation='relu', padding="same"),
    keras.layers.BatchNormalization(),
    keras.layers.Conv2D(filters=384, kernel_size=(1,1), strides=(1,1),
activation='relu', padding="same"),
    keras.layers.BatchNormalization(),
    keras.layers.Conv2D(filters=256, kernel_size=(1,1), strides=(1,1),
activation='relu', padding="same"),
    keras.layers.BatchNormalization(),
    keras.layers.MaxPool2D(pool_size=(3,3), strides=(2,2)),
    keras.layers.Flatten(),
    keras.layers.Dense(4096, activation='relu'),
    keras.layers.Dropout(0.5),
    keras.layers.Dense(4096, activation='relu'),
    keras.layers.Dropout(0.5),
    keras.layers.Dense(10, activation='softmax')
])

model.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy',
optimizer=tf.optimizers.SGD(lr=0.001), metrics=['accuracy'])
model.summary()
```

A la secció 5.6 es detalla la seqüència de construcció del model junt a les mostres dels dataset generats a la secció 4 específics per a la realització d'aquesta PdC.

5.2.2.2 – DenseNet[14]

El desenvolupament de DenseNet data del 2018 (5ª revisió)[15] i va estar motivat per les limitacions d'escalabilitat d'altres xarxes de la mateixa generació com ResNet, amb la que s'efectua una degradació progressiva de la informació degut al llarg recorregut existent entre la capa d'entrada i la de sortida (fins a 150 capes intermèdies o ocultes). Per a aconseguir aquest increment de profunditat, DenseNet utilitza la concatenació de dades a la sortida de cada capa amb la de totes les capes següents, assolint la forma d'un graf amb un total de $\frac{L\cdot(L+1)}{2}$ arestes i L nodes, que representen les capes del model (5 de convolucionals i de "pool", 3 de transició, una de classificació i 2 "blocs densos"). La figura 5.xxx es mostra una proposta simplificada de representació de l'arquitectura:



Tanmateix, la utilització de la concatenació de dades només es possible si les dimensions dels mapes de característiques[16] són les mateixes per a tot el model, fet pel qual DenseNet implementa la segmentació de capes en blocs amb filtres (Kernels) de mides diferents entre capes que pertanyen a diferents blocs, però de la mateixa mida per a capes d'un mateix bloc. El diagrama de la figura 5.xxx mostra de manera més detallada l'arquitectura de blocs del model DenseNet:

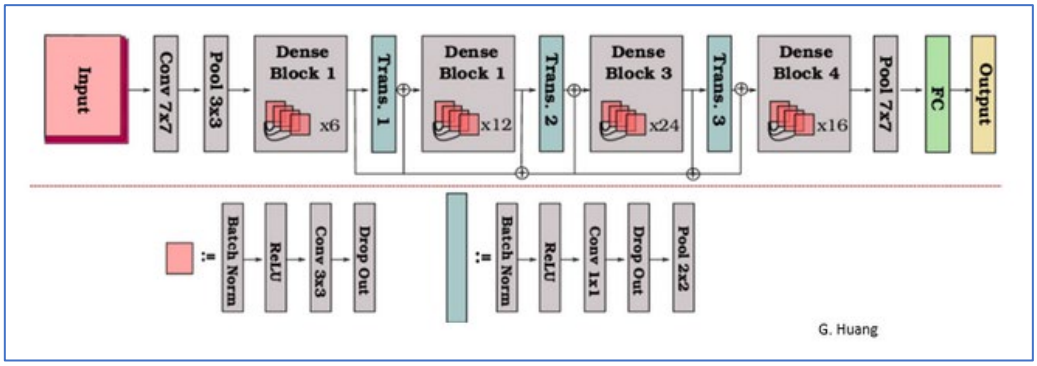


Figura 5.x.x.x (Font: G. Huang, Z. Liu and L. van der Maaten, "Densely Connected Convolutional Networks," 2018)

[14] *Referències bibliogràfiques i snippets de codi: https://www.pluralsight.com/guides/introduction-to-densenet-with-tensorflow*

[15] *https://arxiv.org/abs/1608.06993*

[16] FER RECERCA AVIAM A QUE ES REFEREIX AIXÒ

Implementació

```
# 1. En primer lloc cal importar les llibreries apropiades del framework
#    TensorFlow per a Python: "tensorflow.keras.applications" per a importar
#    el model DenseNet121, i "" per a importar altres capes que s'utilitzaran
#    per a construir la xarxa (p.e. funcions de pre-processament d'imatges).


import tensorflow
import pandas as pd
import numpy as np
import os
import keras
import random
import cv2
import math
import seaborn as sns


from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.preprocessing import LabelBinarizer
from sklearn.model_selection import train_test_split


import matplotlib.pyplot as plt


from tensorflow.keras.layers import
Dense,GlobalAveragePooling2D,Convolution2D,BatchNormalization
from tensorflow.keras.layers import Flatten,MaxPooling2D,Dropout


from tensorflow.keras.applications import DenseNet121
from tensorflow.keras.applications.densenet import preprocess_input


from tensorflow.keras.preprocessing import image
from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator,img_to_array


from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.callbacks import ModelCheckpoint, ReduceLROnPlateau


import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
```

```
# 2. Amb el bloc de codi següent implementem l'arquitectura del model DenseNet

model_d=DenseNet121(weights='imagenet',include_top=False, input_shape=(128,
128, 3))

x=model_d.output

x= GlobalAveragePooling2D()(x)
x= BatchNormalization()(x)
x= Dropout(0.5)(x)
x= Dense(1024,activation='relu')(x)
x= Dense(512,activation='relu')(x)
x= BatchNormalization()(x)
x= Dropout(0.5)(x)

preds=Dense(8,activation='softmax')(x) #FC-layer

# 3. De partida evitem entrenar tota la xarxa per a evitar "overfitting", tot
#    ajustant la variable layer.trainable=False de manera que es desactivaran
#    totes les capes de l'arquitectura excepte les 8 darreres (que són les que
#    permeten la detecció de taques i vores de les imatges).

for layer in model.layers[:-8]:
    layer.trainable=False

# 4. Un cop s'obtinguin resultats de predicció acceptables amb el model,
#    aquest es pot acabar d'ajustar si tornem a activar la resta de capes per
#    a l'entrenament amb layer.trainable=True.

"""
for layer in model.layers[-8:]:
    layer.trainable=True
"""

# 5. Si després d'aquest canvi compilem l'arquitectura i generem un resum,
#    observarem una reducció notable de la quantitat de paràmetres que s'han
#    de configurar a la xarxa:

model.compile(optimizer='Adam',loss='categorical_crossentropy',metrics=['accur
acy'])
model.summary()
```

A la secció 5.6 es detalla la seqüència de construcció del model junt a les mostres dels dataset generats a la secció 4 específics per a la realització d'aquesta PdC.

5.2.3 - Preparació de les dades per a l'entrenament del model

Abans de procedir a realitzar l'entrenament del model escollit a la secció anterior (5.2.2 – Disseny d'un model base), hem de:

a) Pre-processar els dataset d'imatges "en cru o *raw"* que s'han generat com a resultat de les accions realitzades a la secció 4 d'aquest document
b) Dividir els mateixos dataset en 3 grups: Entrenament, validació i explotació

Tot seguit es detalla en què consisteixen les accions de preparació anterior, així com la manera com s'aplicaran a les dades de què disposem per a la PdC.

5.2.3.1 - Pre-processament de les imatges del dataset

El pre-processament i "neteja" de les dades que alimentaran el model de xarxes neuronals es un pas previ prescindible quan es tracta d'entrenar models DL, però important si es tracta de refinar al màxim la seva velocitat d'aprenentatge i rendiment. Per tant aplicarem les estratègies més habituals de preprocessament a les imatges dels dataset de la PdC.

a) Imatges en color vs. escala de grisos

Coneixent que per a representar una imatge en color RGB amb una estructura de dades calen tres matrius (una per a cada color base), mentre que una imatge en escala de grisos la podem representar amb una sola matriu, aleshores podem concloure que utilitzant imatges en escala de grisos "estalviarem" complexitat computacional a l'hora d'entrenar el model, ja que la quantitat de paràmetres que haurem de configurar serà molt menor (això és, els pesos de les d'arestes del graf que formen els nodes de les diferents capes ocultes de la xarxa neuronal profunda). En el cas d'aquesta PdC, com que ja estem utilitzant imatges que simulen visió IR tèrmica (veure secció 3.x.x.x) i aquestes estan convertides al B/N per a aconseguir una simulació més fidel, aleshores no haurem de prendre cap acció i simplement considerarem que les imatges ja han sigut pre-processades en aquest sentit. Cal notar que la utilització d'imatges en escala de grisos sempre serà convenient si es poden reconèixer les seves característiques utilitzant la visió humana, per tant en el cas dels dataset d'aquesta PdC clarament ens podrem beneficiar de l'estalvi en complexitat.

b) Redimensionament de les imatges

Quan estem entrenant xarxes convolucionals profundes (DCNN), igual com passa amb les xarxes de perceptrons multicapa (MLP), hem de tenir cura de que totes les imatges dels dataset tinguin la mateixa mida, ja que la capa d'entrada (input Layer) de la xarxa neuronal contindrà tants nodes com píxels conté la imatge. En el nostre cas, estem utilitzant imatges amb una resolució relativament alta (640x512) --→ AQUÍ S'HA D'HAVER DECIDIT PRIMER QUINA DCNN S'UTILITZARÀ (SECCIÓ 5.2.2), PERQUÈ EN FUNCIÓ D'AIXÒ HAUREM DE REDUÏR O NO LA MIDA DE LES IMATGES (MENTRE MAJOR MIDA DE LES IMATGES, MÉS PROFUNDA HAURÀ DE SER LA XARXA NEURONAL I MAJORS RECURSOS EN TERMES DE GPU NECESSITAREM PER A PROCESSAR CADA IMATGE):

https://www.researchgate.net/post/Which_Image_resolution_should_I_use_for_training_for_deep_neural_network

https://learnopencv.com/understanding-alexnet/

"So the rule of thumb is use images about 256x256 for ImageNet-scale networks and about 96x96 for something smaller and easier. I have heard that in kaggle people train on 512x512 sometimes, but you will need to compromise on something. Or just buy gpu cluster.
If you train fully convolutional networks like Faster RCNN you can take much bigger images (say 800x600) because you have batch size = 1."

c) Estandardització de les dades

La estandardització o normalització de dades en termes estadístics permet, donat un conjunt de mostres (en el cas que ens ocupa, entenem com a mostres els píxels d'una imatge que podem representar en una variable amb valors $x_1,x_2,..,x_n$), localitzar amb la menor complexitat computacional temporal possible una dada en relació amb la seva mitjana, així com comparar els valors de les observacions de conjunts diferents, o dit d'una altra manera, comparar el valor dels píxels corresponents a imatges diferents[17].

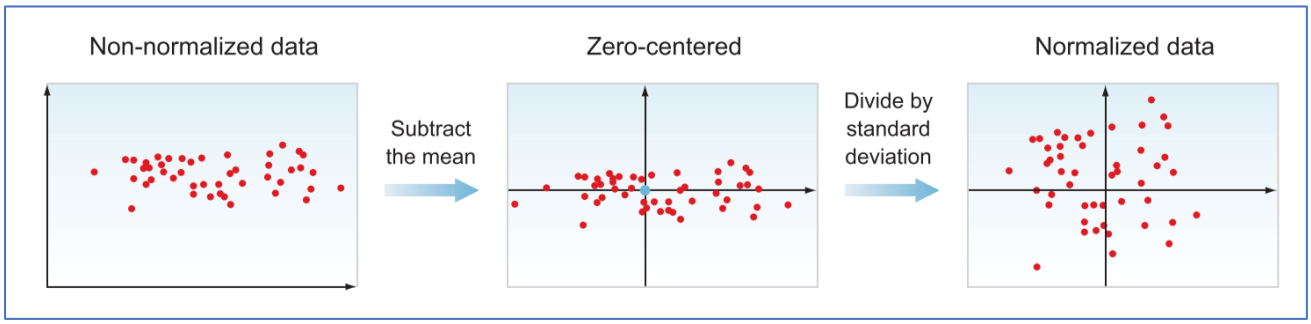
Per a calcular el valor estandarditzat o *Z-Score* d'una observació (píxel) donada la variable

[17] *Referències bibliogràfiques: Pàgs. 44-46, materials de l'assignatura "Estadística", mòdul "Estadística descriptiva: Introducció a l'anàlisi de dades", Àngel J. Gil Estallo (UOC)*

$x = x_1, x_2, .., x_n$, amb mitjana $\bar{x}$ i desviació típica s_x, només cal restar la mitjana al valor de la observació i dividir-lo per la desviació típica, tal que:

$$x_i \xrightarrow{\text{Estandarditzar}} z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{s_x}$$

D'aquesta manera, si estandarditzem les dades obtindrem com a resultat que el valor de tots els píxels de cada imatge es trobarà en el rang [0,1] de valors, que a efectes pràctics ens permetrà accelerar el procés d'aprenentatge de la xarxa neuronal[18]. La següent figura mostra la distribució uniforme de les dades aconseguida un cop realitzat el procés d'estandardització:



Imatge obtinguda de [Ref. Llibre DL], pàg. 155

Implementació[19]:

Podem implementar la normalització dels dataset de la PdC de manera conjunta per lots mitjançant la llibreria de funcions d'estandarització que implementa el framework de ML *Keras* per a Python+TensorFlow*:*

```
from keras.layers.normalization import BatchNormalization

[...]

model.add(BatchNormalization())
```

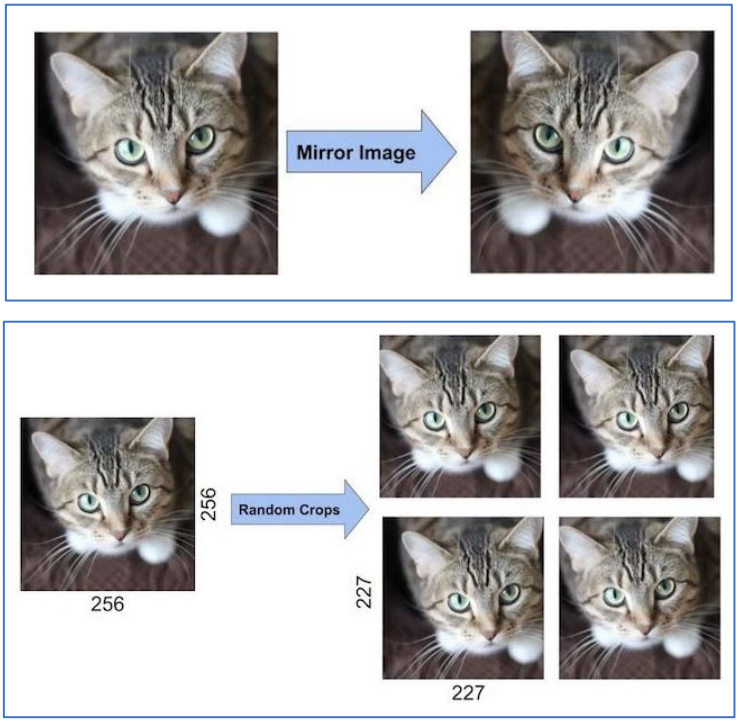
[18] *P. 154 Llibre DL → "Although not required, it is preferred to normalize the pixel values to the range of 0 to 1 to boost learning performance and make the network converge faster."*

[19] *Informació obtinguda de [P184 Llibre DL]*

Concretament, caldrà afegir una capa d'estandardització per lots justament **després** de cadascuna de les capes de la xarxa neuronal, de manera que la següent capa podrà rebre d'entrada una imatge ja estandarditzada.

d) Augmentació de dades (data augmentation)

Es tracta d'un conjunt de tècniques que permet ampliar la quantitat d'imatges dels dataset (i per tant incrementar el rati d'aprenentatge del model) simplement aplicant-hi certes modificacions per a generar diferents variacions. A més, està demostrat que ampliant el catàleg d'imatges amb còpies lleugerament modificades s'augmenta la precisió de les prediccions realitzades pel model i es redueix la probabilitat de que es produeixi *overfitting*[20], és a dir, que s'acabi "sobre-entrenant" el model fent que aquest perdi la seva capacitat de generalització amb imatges que no formin part del dataset d'entrenament. Alguns exemples de tècniques utilitzades per a entrenar alguns models coneguts (p.e. AlexNet) són el "mirroring", o el "random cropping", tal i com es mostra a continuació:



Imatges obtingudes de https://learnopencv.com/understanding-alexnet/

Cal fer notar que existeixen altres tècniques semblants, com la rotació d'imatges, l'apropament o "zoom", etc, i que a més és possible utilitzar combinacions de diferents tècniques per a ampliar encara més els dataset d'imatges.

[20] https://www.unite.ai/what-is-overfitting/

Implementació[21]*:*

Per a aplicar les tècniques esmentades d'augmentació d'imatges als dataset d'aquesta PdC, podem utilitzar o bé la implementació que proporciona el framework Keras, o bé la llibreria *Augmentor*[22] per a Python. En aquesta ocasió escollirem la segona ja que permet operar directament sobre tots els elements d'un directori del sistema d'arxius. Seguidament podem veure un exemple d'implementació de la tècnica de *mirroring* d'imatges vista a la pàgina anterior:

```
# Importing necessary library
import Augmentor

# Passing the path of the image directory
p = Augmentor.Pipeline("image_folder")

# Defining augmentation parameters and generating 5 samples
p.flip_left_right(0.5)
p.sample(5)
```

Snippet de codi obtingut de https://www.geeksforgeeks.org/python-data-augmentation/

5.2.3.2 - Divisió dels dataset en grups

Un cop s'hagin aplicat les diferents tècniques de pre-processament d'imatges als dataset per tal d'adaptar-los als requeriments de l'arquitectura DCNN, el que haurem de fer és dividir cada dataset en tres grups o subconjunts diferents;

```
a) Grup d'entrenament (training dataset)   → 75% - 80%
b) Grup de validació (validation dataset)  → 15% - 20%
c) Grup d'explotació (test dataset)        → 15% - 20%
```

Bloc XX: Divisió dels dataset i la seva proporció

De manera que utilitzarem el subconjunt d'entrenament a) per a entrenar el model tot ajustant el pes de les arestes que connecten les capes ocultes (hidden layers) de la DCNN; el subconjunt de validació b) per a contrastar el rendiment del model **durant l'entrenament** (de manera periòdica,

[21] https://www.geeksforgeeks.org/python-data-augmentation/

[22] *https://augmentor.readthedocs.io/en/master/*

cada certes *epoch o* iteracions d'entrenament) contra un subconjunt de mostres "desconegut" per al model per a comprovar el nivell de generalització del coneixement adquirit pel model durant la etapa d'entrenament i realitzar els ajustos corresponents als pesos de les arestes per a millorar el seu rendiment; i finalment, el subconjunt d'explotació c) ens servirà com a "prova de camp" per a avaluar el rendiment final del model **un cop completat l'entrenament**.

Pel que fa la proporció de mostres dels dataset que s'assignen a cada subconjunt tindrem en compte que, per norma general, si el dataset està comprés per una quantitat relativament gran de mostres (de l'ordre dels milions) aleshores amb un 1% de les mostres per als subconjunts de validació i d'explotació ja n'hi haurà prou, de manera que reservarem tota la resta per a efectuar l'entrenament i així aconseguir una major precisió de les prediccions del model. En el cas de la PdC que estem desenvolupant però, els dataset contindran una quantitat d'imatges molt inferior (de l'ordre dels centenars o milers), de manera que els ratis habitualment utilitzats per a l'entrenament de models ML seran més convenients (veure bloc XX).

Implementació:

TO-DO

P186

5.3 - Avaluació del model i interpretació del seu rendiment

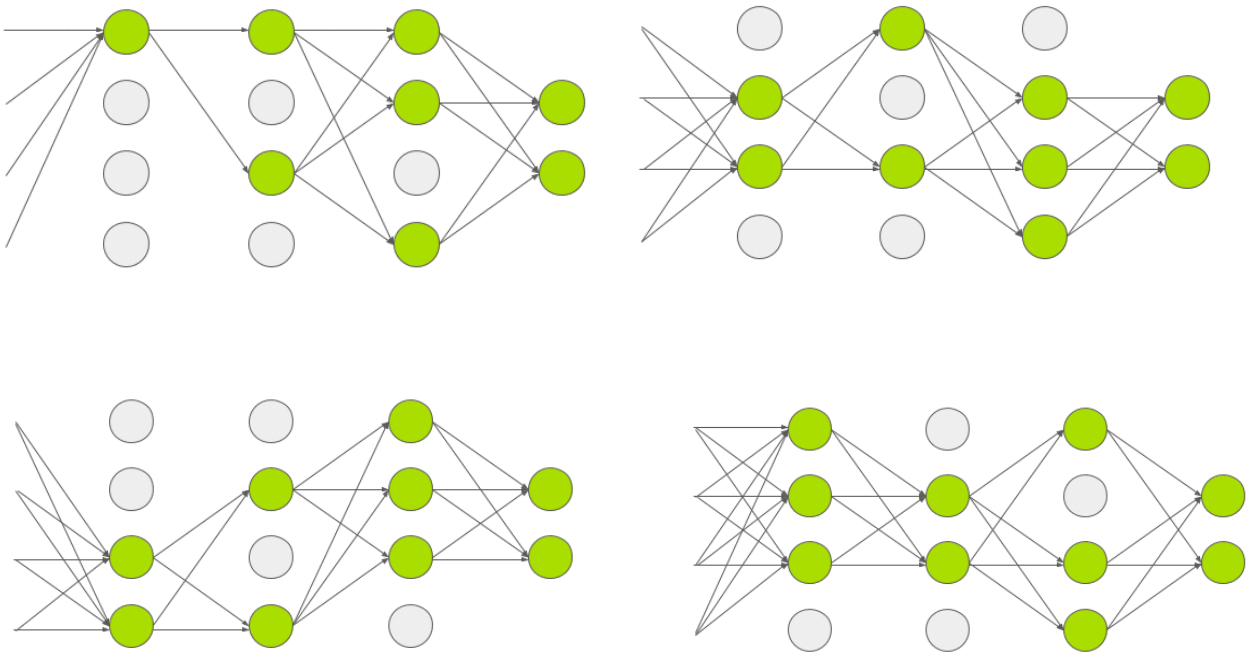
TO-DO

5.4 – Millores en el rendiment de la xarxa neuronal i reajustament d'hiper-paràmetres

TO-DO

5.4.x. DROPOUT REGULARIZATION

https://learnopencv.com/understanding-alexnet/



5.5 – Estudi del rati d'aprenentatge i optimització dels paràmetres

TO-DO

5.6 – *Wrapping-Up*: Implementació de les arquitectures DCNN escollides i conclusions respecte dels rendiments.

TO-DO

1. Import the dependencies.
2. Get the data ready for training:
   - Download the data from the Keras library.
   - Split it into train, validate, and test datasets.
   - Normalize the data.
   - One-hot encode the labels.
3. Build the model architecture. In addition to regular convolutional and pooling layers, as in chapter 3, we add the following layers to our architecture:
   - Deeper neural network to increase learning capacity
   - Dropout layers
   - L2 regularization to our convolutional layers
   - Batch normalization layers
4. Train the model.
5. Evaluate the model.
6. Plot the learning curve.